

Statistische Modellierung von Rutschungsanfälligkeit unter multiskalarer Betrachtung

Masterarbeit GEO 511

vorgelegt von

Sergio Wicki

Matrikelnummer 08-716-755

Betreuer

Dr. Peter Bebi,

Institut für Schnee- und Lawinenforschung SLF,
Flüelastrasse 11, 7260 Davos
bebi@slf.ch

Prof. Dr. Ross Purves

ross.purves@geo.uzh.ch

Fakultätsvertretung

Prof. Dr. Ross Purves,

Abteilung Geocomputation
Geographisches Institut - Universität Zürich

April, 2014

Zusammenfassung

Von flachgründigen Rutschungen gehen Gefahren aus für die Bevölkerung, Infrastruktur, Häuser und das Agrarland. Dem BAFU zufolge ist in Zukunft vermehrt mit Rutschungsereignissen zu rechnen. Dies erhöht das Bedürfnis nach Anfälligkeitskarten. Welche Variablen beeinflussen die Entstehung einer Rutschung? Wo sind Rutschungen mit tiefer, wo mit hoher Wahrscheinlichkeit zu erwarten? Um diesen Fragen auf den Grund zu gehen wurden statistische Modellierungen vorgenommen mit Rutschungsinventaren der WSL und des BAFUs. In den untersuchten Perimetern im bernischen Napfgebiet, in Trub und Grindelwald wurden erklärende Variablen auf Rutschungsorten und Nicht-rutschungsorten statistisch untersucht. Mittels Logistischer Regression und der Geographically Weighted Regression wurde ein globales und lokales Regressionsmodell auf demselben Perimeter angewandt.

Die Daten des Modells entstammen dem digitalen Höhenmodell (DHM) und aus Datensätzen zu Vegetation und Boden. Die Hintergrunddaten wurden auf drei Auflösungsstufen (2m, 10m und 25m) in die Modellierung einbezogen. Die geomorphometrischen Variablen, die sich aus den Kalibrierungsdaten als bedeutsam erwiesen, sind Hangneigung (gravitative Kraft), Höhe über Meer und Exposition (Einfluss auf Bodenfeuchte, Vegetationszusammensetzung, Temperatur und Witterung), Topographic Position Index (Position im Hang), Profil- und Plankurvatur (Fließrichtungen). Weiter sind Topographic Wetness Index (Potential zur Wasserakkumulierung), Bodentyp (Eigenschaften des Bodens) als auch Waldmischungsgrad und Bewuchshöhe (Verstärkung durch Verwurzelung) relevant.

Die Validierung wurde mittels ROC-Kurven (Receiver Operating Characteristics) auf unabhängigen Testdaten vollführt. In einem zweiten Schritt wurde die Validierung auf anderen Perimetern ausgeführt. Die Ergebnisse zeigen an, dass in allen Fällen die Hangneigung die wichtigste Variable ist. Zudem sprechen die Validierungen dafür, dass die 10m-Auflösung die besten Modellierungen ergibt. Weiter decken die Ergebnisse auf separaten Testdaten auf, dass die Geographically Weighted Regression zu Overfitting geneigt ist. Ausserdem ist deren Anwendung auf die Datenverteilung sensibel und eignet sich nicht, um auf andere Flächen übertragen zu werden. Die Logistische Regression hingegen erzeugt gute Validierungsergebnisse und erweist sich als robuste Methode für die Anfälligkeitsmodellierung. Die Übertragung auf andere Perimeter funktioniert in den untersuchten Gebieten nur in der Nähe des Kalibrierungsortes und bei gleichen Inventarquellen. Sämtliche Übertragungen auf weiter entfernte Perimeter oder Perimeter mit unterschiedlichen Inventaren konnten nicht erfolgreich durchgeführt werden.

Abstract

Shallow landslides are dangerous for the population, infrastructure, houses and agricultural land. According to the BAFU an increased landslide activity is to be expected in the future. This raises the need for landslide susceptibility maps. What variables affect the triggering of a landslide? Where can landslides be expected with low, where with high probability? To address these issues, statistical modeling was performed with landslide inventories from the WSL and BAFU. In the examined perimeters in the Bernese Napf region, in Trub and Grindelwald explanatory variables on landslide locations and non-landslide locations were statistically analyzed. Using Logistic Regression and Geographically Weighted Regression, global and local regression models were applied on the same perimeter.

The data of the model are taken from the digital elevation model (DEM) and from data sets on vegetation and soil. The background data were included in three resolution levels (2m, 10m and 25m) in the modeling. The geomorphometric variables that proved to be significant are slope gradient (gravitational force), elevation and aspect (impact on soil moisture, vegetation composition, temperature and weather), Topographic Position Index (position in the slope), profile and plan curvatures (flow directions). Moreover the Topographic Wetness Index (potential for water accumulation), soil type (characteristics of the soil) and forest types and vegetation height (reinforcement by roots) proved to be relevant.

The validation by means of ROC curves (Receiver Operating Characteristics) has been fully transferred to independent test data. In a second step, the validation was performed on other perimeters. The results indicate that in all cases slope is the most important variable. In addition, the validations suggest that the 10m-resolution leads to the best model results. Furthermore, the results on separate test data show that the Geographically Weighted Regression is prone to overfitting. In addition, its application is sensitive to the data distribution and can not be transferred to other areas. The logistic regression, however, produced good validation results and proves to be a robust method for susceptibility modeling. In the areas of investigation the transfer to other perimeters works only in the vicinity of the calibration location and with the same inventory data sources. All transfers to more distant perimeters or perimeters with different inventories could not be successfully carried out.

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich mich bei den Personen bedanken, die mich während der Arbeit unterstützt haben. Besonderer Dank gebührt meinen Betreuern Prof. Dr. Ross Purves und Dr. Peter Bebi. Die Begleitung und Unterstützung mit Gesprächen, Ratschlägen und Anregungen haben diese Arbeit ermöglicht. Auch bei Christian Rickli möchte ich mich bedanken für die Bereitstellung der Inventardaten.

Besonderer Dank gelten auch meiner Schwester Eleonora Wicki für das Kontrolllesen der Arbeit und Jean-Phillippe Wüllrich für die wertvollen Hinweise. Weiter danke ich Freunde und Familie für das hilfreiche Unterstützen und Beistehen während des Arbeitsprozesses. Die konstruktiven Diskussionen und Anregungen motivierten mich stets. Euer Mitdenken und -helfen leistete wichtigen Beistand.

Inhaltsverzeichnis

1	Einführung	1
1.1	Definition und Eigenschaften flachgründiger Rutschungen	2
1.1.1	Auslösfaktoren	4
1.1.2	Anwendung und Prävention	7
2	Hintergrund	8
2.1	Gefährdung und Anfälligkeit	8
2.2	Prinzipien der Anfälligkeitskartierung	10
2.3	Übersicht über methodische Ansätze zur Modellierung von Rutschungen	11
2.3.1	Physikalische Modelle	11
2.3.2	Statistische Modelle	12
2.4	Erklärende Variablen	13
2.4.1	Geomorphometrische Variablen	13
2.4.2	Bodenvariablen	14
2.4.3	Vegetationsvariablen	14
2.4.4	Hydrologische Variablen	15
2.5	Validierung	15
2.5.1	Unsicherheit von Anfälligkeitsmodellen	16
2.6	Forschungsstand der statistischen Rutschungsmodellierung	17
2.7	Motivation und Zielsetzung	19
2.8	Forschungsfragen	20
3	Untersuchungsgebiete und Inventare	21
3.1	Napf	22
3.1.1	Napf 2002	22
3.1.2	Napf 2005	22
3.2	Gemeinde Trub	23
3.3	Gemeinde Grindelwald	23
3.4	Inventar	25
3.4.1	Inventar der WSL	25
3.4.2	Inventar vom BAFU	26
4	Methoden	28
4.1	Datenaufbereitung	28
4.2	Variablenbeschreibung	29
4.3	Variablenuntersuchung	41
4.3.1	Nicht verwendete Daten	44

4.4	Balance oder Unausgeglichenheit	46
4.5	Logistische Regression	47
4.6	Geographically Weighted Regression	48
4.6.1	Kriging	50
4.7	Räumliche Autokorrelation und Moran's I	50
4.8	Räumliche Nichtstationarität	51
4.9	Validierung und Datenpartition	51
4.9.1	Fehlerrate	52
4.9.2	Konfusionsmatrix	53
4.9.3	Receiver Operating Characteristics	54
5	Resultate und Interpretation	56
5.1	Beziehungen zwischen Rutschungen und Variablen	56
5.2	Signifikanzuntersuchung	58
5.3	Auflösungen im Vergleich	59
5.4	Logistische Regression unter verschiedenen Auflösungen	60
5.5	Erklärungsbeiträge der Variablen	62
5.6	Untersuchungen zur Hangneigung	64
5.7	Vergleich zwischen Logistischer Regression und GWR	69
5.8	Testen auf räumliche Nichtstationarität	72
5.9	Testen auf räumliche Autokorrelation	73
5.10	Anfälligkeitskarten von Rutschungen	74
5.10.1	Lokale Kalibrierung und Validierung	78
5.10.2	Lokale Kalibrierung und Regionale Validierung	80
6	Diskussion	84
6.1	Synthese	84
6.2	Einschränkungen	85
6.2.1	Daten	85
6.2.2	Methoden	88
6.3	Forschungsfragen und ihre Antworten	93
7	Schlussfolgerung	95
7.1	Erreichtes	95
7.2	Erkenntnisse	96
7.3	Ausblick	97

Abbildungsverzeichnis

1.1	Schematische Darstellung einer Rutschung an einem steilen Hang	1
1.2	Flachgründige Rutschung	2
1.3	Hohe Dichte an Rutschungen in Neuseeland	3
1.4	Beispiele von Auswirkungen auf Agrarfläche (a), Infrastrukturanlagen (b), Strasse und Gebäude (c)	5
1.5	Gebäudeschäden durch flachgründige Rutschungen	6
2.1	Abnahme der stabilisierenden Wirkung der Wurzeln nach Rodung	14
3.1	Übersichtskarte der Untersuchungsgebiete	21
3.2	Von Rutschung betroffenes Gebäude in Grindelwald	24
3.3	Inventare der WSL und BAFU im Vergleich	26
4.1	Die Variable Höhe über Meer im Untersuchungsgebiet	29
4.2	Die Variable Neigung im Untersuchungsgebiet	31
4.3	Die Variable Neigung nach Corripio (2003) im Untersuchungsgebiet	32
4.4	Die Variable Exposition im Untersuchungsgebiet	33
4.5	Schematische Darstellung der Profilkurvatur nach Menno-Jan et al. (2013)	33
4.6	Die Variable Profilkurvatur im Untersuchungsgebiet	34
4.7	Schematische Darstellung der Plankurvatur nach Menno-Jan et al. (2013)	34
4.8	Die Variable Plankurvatur im Untersuchungsgebiet	35
4.9	Die Variable TWI im Untersuchungsgebiet	36
4.10	Die Variable TPI im Untersuchungsgebiet	37
4.11	Die Variable Rauigkeit im Untersuchungsgebiet	38
4.12	Die Variable Bewuchshöhe im Untersuchungsgebiet	39
4.13	Waldmischungsgrad im Untersuchungsgebiet	40
4.14	Bodentyp im Untersuchungsgebiet Napf	41
4.15	Die Beziehungen der verwendeten kontinuierlichen Variablen untereinander	43
4.16	Beispiel des Niederschlagsradars in der Schweiz	45
4.17	Gaussche Funktion	48
4.18	Abstufungen von verteilt bis geclustert	50
4.19	Datenpartition in Kalibrierungspunkte (rot) und Validierungspunkte (blau)	52
4.20	Schematische Darstellung einer ROC-Kurve	54
5.1	Die Beziehungen von Rutschungen zu den kontinuierlichen Variablen	57
5.2	Signifikanz der Variablen Bewuchshöhe, TWI, TPI im Vergleich bei verschiedenen Auflösungen	58

5.3	Summenhäufigkeit der Neigung 25m, 10m und 2m im Vergleich	59
5.4	ROC-Kurve der Logistischen Regressionen auf 25m, 10m und 2m im Vergleich . .	61
5.5	Neigung, Plankurvatur, Bewuchshöhe und TWI im Vergleich im Napfgebiet bei 25m-Auflösung	63
5.6	Exposition, Profilkurvatur, TPI und Rauigkeit im Vergleich im Napfgebiet bei 25m-Auflösung	64
5.7	Häufigkeitsverteilung und Summenhäufigkeit der Neigungen im Vergleich	65
5.8	Korrelationsplot für 2m-Auflösung im Untersuchungsgebiet Napf	66
5.9	Vergleich der Algorithmen von Zevenbergen und Thorne [rot] mit dem von Corripio [blau] auf Rutschungsflächen und Nichtrutschungsflächen bei einer 25m-Auflösung	67
5.10	Vergleich der Modellergebnisse mit unterschiedlichen Neigungsalgorithmen bei 2m-Auflösung	68
5.11	ROC-Kurve für GWR und Logistische Regression	69
5.12	ROC-Kurve für GWR und LR mit Trainings- und Testdaten	70
5.13	Differenz zwischen GWR und Logistischer Regression im Napf bei 25m-Auflösung	71
5.14	Nichtstationarität des TWI im Napfperimeter	72
5.15	Napf 25m Logistische Regression und GWR im Vergleich	75
5.16	Trub 10m Logistische Regression	77
5.17	ROC-Kurve von Napf 2005 mit der Regressionsgleichung aus Napf 2002	78
5.18	Anfälligkeitskarte im Perimeter Napf 2005 mit der Regressionsgleichung aus Napf 2002	79
5.19	ROC-Kurve von Trub mit der Regressionsgleichung aus Napf	80
5.20	Ausschnitt aus der Anfälligkeitskarte von Trub	81
5.21	Anfälligkeitskarten von Trub im Vergleich	82

Tabellenverzeichnis

3.1	Untersuchungsgebiete und Rutschungsvorkommnisse im Vergleich	25
4.1	Spearman's Korrelationskoeffizient zwischen den kontinuierlichen Variablen	42
4.2	Tabellarische Zusammenfassung der verwendeten erklärenden Variablen	44
4.3	Konfusionsmatrix mit beobachteten und geschätzten Werten nach Beguería (2006b)	53
4.4	AUC-Werte und ihre Bedeutung adaptiert nach Yesilnacar and Topal (2005) . . .	55
5.1	AUC-Werte im Napfperimeter für drei Auflösungen validiert auf allen [alle] und auf unabhängigen Testpunkten [Test]	62
5.2	Korrelationskoeffiziente nach Pearson im Vergleich bei verschiedenen Auflösungen	66
5.3	Räumliche Variationen einzelner Variablen	73
5.4	Untersuchung der räumlichen Autokorrelation der Residuen	73
5.5	AUC-Werte von Trub und Grindelwald	78

Abkürzungsverzeichnis

AIC	Akaike Information Criterion
AUC	Area Under the Curve
BAFU	Bundesamt für Umwelt
BLW	Bundesamt für Landwirtschaft
DEM	Digital Elevation Model
DHM	Digitales Höhenmodell
DOM	Digitales Oberflächenmodell
DTM	Digitales Terrainmodell
GIS	Geographic Information System
GPS	Global Positioning System
GWR	Geographically Weighted Regression
LIDAR	Light Detection And Ranging
LR	Logistic Regression
NFP	Nationales Forschungsprogramm
ROC	Receiver Operating Characteristic
SAR	Synthetic Aperture Radar
SINMAP	Stability Index Mapping
SLF	Institut für Schnee- und Lawinenforschung
SPSS	Statistical Package for the Social Sciences
TPI	Topographic Position Index
TRIGRS	Transient Rainfall Infiltration and Grid-based Slope-stability
TWI	Topographic Wetness Index
WSL	Eidgenössische Forschungsanstalt für Wald, Schnee und Landschaft

1 | Einführung

Flachgründige Rutschungen stellen Risiken dar für die Infrastruktur, bedrohen Menschenleben und gelten als Ursache für den Verlust von Agrarfläche (von Ruette et al., 2011). Die Gefahr, welche von den Hanginstabilitäten ausgeht, ist erheblich, da nicht selten Murgänge als Folgeprozess ausgelöst werden (Rickli et al., 2009). Diese wiederum besitzen eine grössere Zerstörungskraft und können beträchtliche Schäden anrichten. Flachgründige Rutschungen beeinflussen die Landschaftsevolution massgeblich (Larsen et al., 2010). In der Schweiz existieren zahlreiche aktive oder latente Rutschungsgebiete, deren Gesamtausdehnung auf 6% der Landesfläche geschätzt wird (Noverraz and Bonnard, 1990).

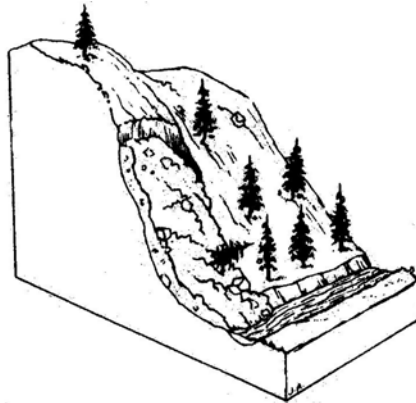


Abbildung 1.1: Schematische Darstellung einer Rutschung an einem steilen Hang¹

Die Auslösungen translationaler Rutschungen erscheinen oftmals plötzlich (Rickli et al., 2008). Dies gibt den Gemeinden keine Zeit zur Warnung. Das beste Präventionsinstrument für grössere Flächen muss demnach auf der Fähigkeit beruhen, die Orte dieser Naturgefahren vorherzusagen (Bisanti et al., 2005). Aus diesen Gründen bezieht die Modellierung von Rutschungen einen hohen Stellenwert. Die Erkennung von Flächen, auf denen Rutschungen wahrscheinlicher auftreten, ist wichtig für die Reduktion potentieller Schäden. Die Ausscheidung anfälliger Gebiete

¹<http://www.conservation.ca.gov/cgs/hazards/Pages/index.aspx>, Zugriff am 30.1.2014

mit den einhergehenden Konsequenzen für das Landmanagement können das Zerstörungsausmass eindämmen. Andererseits kann die landschaftsbildende Kraft geortet und nachvollzogen werden. Unter diesem Aspekt hilft ein vertieftes Wissen über Hanginstabilität um Abtragungs-, Umlagerungs- und Anhäufungsprozesse zu verstehen. Dadurch kann von dem jetzigen Landschaftsbild auf künftig mögliche geschlossen werden.

1.1 Definition und Eigenschaften flachgründiger Rutschungen

Als flachgründige Rutschungen werden sämtliche hangabwärts gerichtete Massenbewegungen verstanden, deren Mächtigkeit geringer als 2m ist. Typischerweise sind Anrisstiefen zwischen 0.5m und 1.5m, Anrissflächen um 50 bis 1000m² zu erwarten. Die Volumen betragen einige hundert Kubikmeter (Rickli et al., 2009). In dieser Arbeit werden Spontanrutschungen untersucht, bei denen Auslösung und Rutschprozess in kleinen Zeitabständen vonstatten gehen. Permanentrutschungen, die sich jährlich einige mm bis cm fortbewegen, werden hier nicht thematisiert. Im Fokus stehen translationale Rutschungen, bei welchen die Massenbewegungen entlang einer planaren Oberfläche geschehen. Im Gegensatz dazu stehen rotationale Rutschungen, deren Bruch entlang einer gewölbten Oberfläche passiert (Cruden and Varnes, 1996). Rotationale Rutschungen sind in dieser Untersuchung von untergeordnetem Interesse.



Abbildung 1.2: Flachgründige Rutschung aus Raetzo and Rickli (2005)

Die Schweiz ist besonders rutschungsanfällig aufgrund der steilen Neigung alpiner und voralpiner Hänge (Bisanti et al., 2005). Die Hügelzonen des Voralpengebiets werden besonders häufig von flachgründigen Rutschungen heimgesucht. Gehäuft kann das Phänomen typischerweise bei starken Niederschlägen im Sommer und Herbst beobachtet werden. Betroffen ist hauptsächlich die obere Bodenschicht, bei welcher die Erhöhung des Porenwasserdrucks eine verminderte Scherfestigkeit der Materialien gegen Brüche zur Folge hat. Das Eindringen des Niederschlagswassers löst eine Sättigung von oben aus. Ebenfalls möglich ist das Anwachsen eines unterirdischen Wasserlaufs. Diese Vorgänge können eine Bruchfläche bilden, die entweder innerhalb des Bedeckungsmaterials oder bei einer markanten Stelle eines Wechsels zu einer impermeablen Schicht auftreten kann (Mayer and Poschinger, 2005). Flachgründige Rutschungen haben folgende Eigenschaften:

- geringe Mächtigkeiten und Volumen - Mächtigkeiten von einigen Dezimetern bis 2m, Volumen von einigen Kubikmetern bis einigen Hundert Kubikmetern
- häufiges Auftreten einer hohen Dichte der Einzelereignisse pro Flächeneinheit, bis zu 200 Massenbewegung pro km² (Mayer and Poschinger, 2005)



Abbildung 1.3: Hohe Dichte an Rutschungen in Neuseeland ²

²<http://www.teara.govt.nz/en/photograph/8794/regolith-landslides>, Zugriff am 5.3.2014

Die Abbildung 1.3 zeigt eine Häufung der Ereignisse auf kleinstem Raum auf. Dabei sind vor allem die steilen, vegetationslosen Hänge stark von flachgründigen Rutschungen betroffen. Das Zerstörungspotential einzelner Rutschungen ist vergleichsweise klein, kann aber dennoch zerstörerische Dimensionen annehmen beim Zusammenfluss mehrerer Ereignisse, wie dies in Abbildung 1.3 zu beobachten ist.

Flachgründige Rutschungen weisen folgende Tendenzen auf:

- Zusammenfließen der Abbruchnischen und der Ablagerung (dadurch können bisweilen Dutzende von Massenbewegungen zusammenkommen)
- Transport der Ablagerung in kleinere Gewässersysteme (bewirkt eine Anhäufung der Flussfracht)
- Erhöhte Bewegungsgeschwindigkeit (manchmal mehr als 50 km/h), welche zu einer stärkeren Kraftentwicklung beim Aufprall auf Gebäude und Gegenstände führen kann
- Transport der gelösten Masse über den unteren Hangfuss hinaus in die Ebene
- starke Abhängigkeit von intensiven Niederschlägen
- wenig bis keine Vorzeichen
- kaum morphogenetische Auswirkungen auf die ursprüngliche Beschaffenheit des Hangs
- sehr niedrige Wahrscheinlichkeit der Reaktivierung direkt am Ursprungsort des vorigen Auslösungsgebietes des Ereignisses, jedoch sehr hohe Wahrscheinlichkeit neuer Ereignisse in der Nähe dieser Stelle (Mayer and Poschinger, 2005)

1.1.1 Auslösfaktoren

Damit Rutschungen auftreten, sind gewisse topographische Eigenschaften Voraussetzung. Zusätzlich braucht es ein auslösendes Element. Dieses wird als Auslösfaktor (*engl. Trigger*) bezeichnet. Ein Auslösfaktor ist ein externer Stimulus, welcher die Stabilität eines Hanges modifiziert. Die Belastung des Untergrundes wird entweder erhöht, oder dessen zusammenhaltenden Kräfte werden reduziert. Diese Veränderungen, die schwierig vorherzusehen sind, können in einer Rutschung münden. Beispiele für natürliche Auslösfaktor-Ereignisse sind heftige Niederschläge, Erdbeben, Vulkanausbrüche oder beschleunigte unterirdische Erosion. Daneben gibt es auch vom Mensch verursachte Auslösfaktoren wie Abgrabung oder intensive Bewässerung. Diese werden jedoch in der Arbeit nicht angesprochen. In dem Interessengebiet sind starke Niederschläge die vorherrschenden Auslösfaktoren. Diese fallen noch mehr ins Gewicht, wenn

sie auf bereits nassen oder gesättigten Untergrund treffen (Bisanti et al., 2005).

Rickli et al. (2009) hebt unter den starken Niederschlägen zwei Ausprägungen hervor, die Rutschungen auslösen. Erstens wirken Ereignisse mit schwerem Niederschlag von kurzer Dauer und zweitens langanhaltende Niederschläge mit weniger hohen Intensitäten destabilisierend auf den Untergrund.

Auswirkungen

Flachgründige Rutschungen haben Auswirkungen auf verschiedene Bereiche des Interaktionsraumes zwischen Mensch und Landschaft. Als häufigste ist der Verlust der Agrarfläche zu nennen. Abbildung 1.4a zeigt eine solche Situation auf. Dabei spielt weniger die Gefährdung der durch Rutschungen freigesetzten Kräfte eine Rolle als vielmehr die wirtschaftlichen Folgen, welche die Flächenminderung mit sich ziehen. Rutschungsflächen bleiben mehrere Jahre vegetationslos und können während dieser Zeit nicht oder nur bedingt bewirtschaftet werden (Rickli et al., 2008).



(a) Agrarfläche aus Raetzo and Rickli (2005)



(b) Infrastruktur ³



(c) Strasse und Gebäude aus Rickli et al. (2008)

Abbildung 1.4: Beispiele von Auswirkungen auf Agrarfläche (a), Infrastrukturanlagen (b), Strasse und Gebäude (c)

³www.tagesanzeiger.ch/zuerich/stadt/Der-Uetliberg-rutscht/story/11008151, Zugriff am 30.1.2014

Ebenfalls von zentraler Bedeutung sind Beschädigungen an der Infrastruktur. Strassen, Wege und Pfade, welche im Einflussgebiet von Rutschungen liegen, stellen ein Risiko dar und ziehen meist kostenintensive Wiederherstellungen der Infrastruktur mit sich. Abbildung 1.4b dient als Beispiel hiervon. An den lehmigen Hängen des Üetlibergs nahe Zürich kommt es bei intensiven Niederschlägen immer wieder zu Rutschungen. Das aus dem Mai 2013 stammende Bild zeugt davon, wie Wegsequenzen mitgerissen oder beschädigt werden. Die Unterhaltskosten für die Instandstellung dieser Wegnetze erhöhen sich dadurch massiv. Abgesehen von der oberflächlichen Infrastruktur ist auch die in den Untergrund verlegte anfällig auf Massenbewegungen. Leitungen und Rohre werden nicht selten durch Bewegungen des Untergrundes zerstört oder beschädigt.

Weiter zu beachten gelten Schäden an Gebäuden. Die Zerstörungskraft der Rutschungen, die sehr unterschiedlich ausfallen kann, ist imstande ganze Gebäude und Siedlungen zu beschädigen. Die Abbildung 1.4c zeigt auf, wie Gebäude an Hangfüssen diesem Naturereignis ausgesetzt sind. Spezielle Vorrichtungen und Dämme können die Gefahr mildern, aber nicht in jedem Fall Sicherheit garantieren.

Die Zerstörungskraft von flachgründigen Rutschungen ist wesentlich kleiner als bei mittel- oder tiefgründigen Rutschungen. Da in der Regel bei flachgründigen Rutschungen die Gleitfläche oberhalb des Gebäudefundaments verläuft, ist die Gesamtstabilität gegeben. Insofern sind eher Schäden in der Umgebung einer Baute (Leitungen, Zufahrt, Stützkonstruktionen) zu erwarten (Egli, 2005).

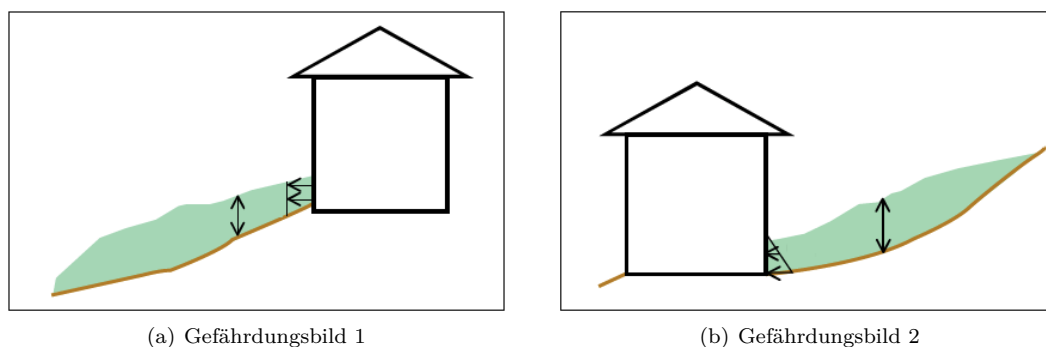


Abbildung 1.5: Gebäudeschäden durch flachgründige Rutschungen (Egli, 2005)

Im Zusammenhang mit flachgründigen Rutschungen und Gebäudeschäden sind gemäss den Abbildungen 1.5 zwei Gefährdungsbilder auszumachen. Im ersten bewegt sich die Erdmasse von einer Gebäudewand weg. Der bestehende Erddruck auf die Aussenwände wird vermindert und gefährdet die Tragsicherheit der Aussenwände. Das zweite Gefährdungsbild beinhaltet das Bewegen

einer Erdmasse auf das Gebäude. In diesem Fall entstehen hohe Erddrücke an den Stirnwänden der Bauten (Egli, 2005).

1.1.2 Anwendung und Prävention

Aufgrund der Zerstörungskraft von flachgründigen Rutschungen werden Vorhersage-Instrumente benötigt, die imstande sind zwischen anfälligen und nicht anfälligen Hängen zu differenzieren. Damit können Präventionsmassnahmen falls nötig eingeleitet werden. Die häufigste Verwendung von Anfälligkeitskarten (*engl. susceptibility maps*) findet in der Landschaftsplanung statt. Aufgrund der Anfälligkeitskarte lässt sich abschätzen, wo welche Landnutzungsarten angemessen sind. Anfällige Böden können durch extensive Nutzung, leichte Aufforstung oder gezielte Entwässerung aktiv in ihrer Stabilität gesteigert werden (Duan and Grant, 2000).

Oft werden für den Strassenbau in anfälligen Regionen Rutschungskarten konsultiert, um die Stabilität der Strasse in steilem Terrain abschätzen zu können (Duan and Grant, 2000). Beim Strassenbau müssen oft steile Böschungen überwunden werden, die besonders stark anfällig sind. Diesem Umstand kann durch eine sorgfältig gewählte Linienführung oder Geländeanpassung Rechnung getragen werden (Rickli et al., 2008). Erschwerend für die Einschätzung ist die Veränderung auf das Abflussverhalten und den Untergrund, welche von Infrastrukturbauten ausgeht. Die Ableitung des Strassenwassers gilt als zusätzliche Herausforderung (Rickli et al., 2008).

Yesilnacar and Topal (2005) beschreiben die Zerstörung einer Gaspipeline durch Rutschungen. Für die neue Routenwahl der Pipeline wurden Anfälligkeitskarten angefertigt, um die Wahrscheinlichkeit einer erneuten Zerstörung durch Rutschungen zu minimieren.

Die Hauptanwender von Anfälligkeitskarten sind Raum- und Landschaftsplaner, Landschaftsarchitekten, Entscheidungsträger, Ingenieure, Versicherungsgesellschaften, Gemeinde, Kantone, Bund und nicht zuletzt Wissenschaftler.

Diese Arbeit ist Teil des Nationalen Forschungsprogrammes (NFP 68) mit dem Titel “Soil as a Resource”. Unter dem Projekt “Soil stability and natural hazards: from knowledge to action” sind verschiedene Untersuchungen in die Wege geleitet worden. Von physikalischen Zusammenhängen der Bodenstabilität an Scherapparaten bis hin zu grossflächigen GIS-Analysen wird im Kontext von Rutschungen geforscht. Die vorliegende Arbeit fällt in die Kategorie der Analysen mit GIS, welche die Fähigkeit Geographischer Informationssysteme zunutze macht, grossflächig räumliche Daten zu verarbeiten.

2 | Hintergrund

Dieses Kapitel erörtert den Wissenstand um die Modellierung flachgründiger Rutschungen. Dabei werden verschiedene Konzepte erläutert, die das Einordnen der Arbeit in den wissenschaftlichen Kontext erlauben. Nach dem Aufzeigen des Forschungsstandes werden die daraus abgeleiteten Forschungsfragen dieser Arbeit hervorgehoben.

2.1 Gefährdung und Anfälligkeit

Die Gefährdung durch Hangrutschungen wird definiert als Wahrscheinlichkeit einer Rutschung an einer spezifischen Stelle in Raum und Zeit (Varnes, 1984). Die Beurteilung der Hangrutschgefährdung ist in jüngerer Zeit vermehrt in den Fokus gerückt. Erstens ist ein erhöhtes Bewusstsein über die sozioökonomische Signifikanz der Rutschungen dafür verantwortlich. Zweitens kann ein gesteigerter Siedlungs- und Urbanisierungsdruck ausgemacht werden (Aleotti and Chowdhury, 1999). Eine korrekte Einschätzung der Hangrutschgefährdung benötigt unter anderem eine detaillierte Bestimmung der zeitlichen Erscheinung von Rutschungen. Diese genauen historischen Daten fehlen oftmals (van Westen et al., 2008). Gewöhnlich ist es deswegen ein sehr schwieriges Unterfangen, die Hangrutschgefährdung zu beziffern. Stattdessen wird die Anfälligkeit auf Rutschungen evaluiert.

Die Rutschungsanfälligkeit wird definiert als Wahrscheinlichkeit einer Fläche, Rutschungen zu generieren (Guzzetti et al., 2006) oder die räumliche Eintretenswahrscheinlichkeit von Hangrutschungen unter gegebenen Umweltfaktoren (Guzzetti et al., 2005). Der Zweck der Anfälligkeitskartierung ist, die Verteilung potentiell instabiler Hänge hervorzuheben aufgrund der erklärenden Variablen (Ayalew and Yamagishi, 2005). Karten der Rutschungsanfälligkeit veranschaulichen die räumlichen Eintretenswahrscheinlichkeiten von Rutschungen, die mittels lokalen Terrainbedingungen geschätzt wurden. Die zeitliche Wahrscheinlichkeit, die abhängig ist von Wiederauftreten und Intensität der Auslösfaktoren, bleibt dabei unbeachtet. Nach Guzzetti et al. (2006) liegt die Aufgabe der Anfälligkeitskartierung nicht darin, Aussagen zu tätigen über wann, wie oft oder

wie gross und destruktiv Rutschungen sind, sondern lediglich wo diese eintreten könnten. Die resultierenden Anfälligkeitskarten bieten eine Klassifikation der Landoberfläche in verschiedene Anfälligkeitsgrade (Magliulo et al., 2008). Die Anfälligkeitskarten dienen als Entscheidungshilfe, wie die Landnutzung um anfällige Hänge umgesetzt werden soll.

Der Vorgang der Anfälligkeitskartierung beinhaltet die Bearbeitung, Prozessierung und Interpretation von umfangreichen räumlichen Daten. Folglich haben sich Geographische Informationssysteme (GIS) als nützlich erwiesen in der Anfälligkeitskartierung (Ayalew and Yamagishi, 2005). Zusätzlich erlauben GIS eine häufige Aktualisierung der Anfälligkeitskarten. Aleotti and Chowdhury (1999); Magliulo et al. (2008); van Westen et al. (2008) sehen die fortlaufende Aktualisierung von Anfälligkeitskarten als notwendig an.

Unter den Naturgefahren zählen Studien zur Hanginstabilität zu den häufigsten (Beguería, 2006b). Verglichen mit anderen Komponenten der Naturgefahrenbeurteilung, kann die Rutschungsanfälligkeit mit einem relativ hohen Genauigkeitsgrad modelliert werden. Die entsprechenden Analysen basieren auf dem Wissen der Lokalität vergangener Rutschungen. Paustenbach (2002) spricht davon, dass Beobachtungen “about what we know to make predictions about what we don’t know” verwendet werden können. Es wird angenommen, dass Variablenkombinationen, die in der Vergangenheit zu Rutschungen geführt haben, auch heute und künftig Instabilität hervorrufen (Varnes, 1984). Dadurch sind in Rutschungsinventaren wertvolle Indizien für Orte künftiger Rutschungen enthalten (Brenning, 2005).

Für die Erstellung von Anfälligkeitskarten sind Rutschungsinventare ein zentraler Bestandteil (Van Den Eeckhaut and Hervás, 2012). Atkinson and Massari (1998) gehen davon aus, dass bis zu einem gewissen Grad Inventare als Anfälligkeitskarten herangezogen werden können. Da bereits gerutschte Hänge als weniger stabil angesehen werden können, sind sie auf weitere Rutschungen anfälliger. Indessen vermögen Inventare keine Anfälligkeit auf verschont gebliebenen Hängen zu erkennen und überschätzen generell die Gefährdung an Stellen mit Rutschungsvergangenheit. Deswegen ist es notwendig, die Anfälligkeit zu modellieren (Atkinson and Massari, 1998). Um verlässliche Karten von Rutschungsanfälligkeiten zu erstellen ist es unumgänglich, Inventare von hoher zeitlicher und räumlicher Genauigkeit zu benutzen (van Westen et al., 2008; Van Den Eeckhaut and Hervás, 2012).

Flachgründige Rutschungen sind oftmals auf einen Auslösefaktor zurückzuführen, wie beispielsweise intensiver Niederschlag. Die Auslösung ist jedoch auch abhängig von gleichzeitig bestehenden Hangeigenschaften wie hoher Neigungswinkel, hohe Bodenfeuchte oder anfälliger Bodentyp, welche den Untergrund inhärent anfällig machen. Die Auslösefaktor-Eigenschaften werden als extrinsisch bezeichnet und sind imstande, innert kurzer Zeit zu wandeln. Die Anfäl-

ligkeitseigenschaften können als intrinsisch angesehen werden und verändern sich innerhalb geomorphologischen Zeitskalen. Beide Faktoren bestimmen die Rutschungswahrscheinlichkeit. Da extrinsische Eigenschaften jedoch schwierig messbar sind, wird die räumliche Verteilung intrinsischer Variablen verwendet, um die Rutschungsanfälligkeit abzuschätzen (Atkinson and Massari, 1998).

2.2 Prinzipien der Anfälligkeitskartierung

Varnes (1984) nennt drei fundamentale Prinzipien, die in der Anfälligkeitskartierung von Rutschungen Anwendung finden:

1. Die Vergangenheit und Gegenwart sind Schlüssel zur Zukunft. Das heisst, dass künftige Rutschungen in ähnlichen geologischen, geomorphologischen und hydrologischen Bedingungen auftreten werden, wie das bei vergangenen Rutschungen der Fall war. Diese Annahme erlaubt uns die zukünftigen Ereignisse anhand historischen Daten zu schätzen.
2. Die Hauptvariablen, die Rutschungen ausgelöst haben, können identifiziert werden. Nach diesem Prinzip kann aus den Untersuchungen am Beobachtungsort auf ein grösseres Gebiet geschlossen werden.
3. Der Grad der Gefährdung oder Anfälligkeit kann geschätzt werden. Die Anfälligkeit kann aus den relativen Beiträgen der auslösenden Konditionen abgeleitet werden und kann quantitativ oder qualitativ ausgedrückt werden.

Nach Mayer and Poschinger (2005) stellen sich wie bei anderen Naturgefahren bei der Rutschungsanalyse Fragen wie *Weshalb* (Mechanik, Bodenphysik), *Wie* (Intensität), *Wo* (Raumkomponente) oder *Wann* (Zeitkomponente). Damit diese Fragen nicht unbeantwortet bleiben sind Modellierungen vonnöten, welche Ereignisse, Prozesse und Auswirkungen möglichst realitätsnah, aber dennoch vereinfachend, abbilden. Diese Simplifizierungen durch die Modelle macht die Realität greifbarer und besser voraussehbar. Aber leider liegen präzise Prognosen zu dem *Wo* und *Wann* nicht immer im Rahmen des Möglichen (Mayer and Poschinger, 2005). Deswegen ist die Wahl angemessener Methoden umso entscheidender.

2.3 Übersicht über methodische Ansätze zur Modellierung von Rutschungen

Die Auswahl des Modelltyps muss der Zielsetzung unterworfen und auf die limitierte Datenverfügbarkeit zugeschnitten sein (Mayer and Poschinger, 2005). Die Methodenwahl zur Anfälligkeitskartierung hängt nach Erener and Düzgün (2011) von verschiedenen Faktoren ab:

- Kartierungseinheit und Skala
- Erdrutschtyp
- Datentyp
- Art des Auslösungsfaktors
- Zweck der Kartierung (Erener and Düzgün, 2011).

Glade et al. (2005) unterscheiden in der Hangrutschmodellierung zwischen qualitativen und quantitativen Ansätzen. Qualitative Methoden basieren auf dem Wissen und der Erfahrung von Experten. Sie sind subjektiv und schwer auf andere Gebiete übertragbar. Trotzdem können sie genau sein, vorausgesetzt die Expertengruppe kennt die Prozesse und das Gebiet.

Quantitative Ansätze basieren auf objektiven Kriterien. Mit gleichen Dateninputs werden gleiche Resultate erzielt. Diese Methoden sind reproduzierbar. Statistische, probabilistische und deterministische Ansätze können als quantitativ bezeichnet werden (Glade et al., 2005). Unter den quantitativen Modellierungsmethoden ist zwischen physikalischen und statistischen Modellen zu unterscheiden.

2.3.1 Physikalische Modelle

Physikalische Modelle basieren meist auf hydrologischen Modellen, in denen Oberflächenwasserfluss mit einem Modell des unendlich ausgedehnten Hangs (*engl. Infinite Slope Stability Model*) gekoppelt werden. Dadurch werden die mechanischen Kräfte der stabilisierenden Faktoren denen der destabilisierenden gegenübergestellt (Montgomery and Dietrich, 1994). Genaue Bodenvariablen sind für eine gute voraussagende Wirkung der Modelle zentral (von Ruette et al., 2011). Geotechnische Modelle sind nur auf räumlich limitierten Flächen anwendbar, da die Datenaufnahme mit der erforderlichen Auflösung über grössere Gebiete nicht realistisch ist. Zudem fehlen oftmals Variablen, die für die Modelle notwendig sind weil ihre Akquisition mit sehr hohen Kosten verbunden ist (Yesilnacar and Topal, 2005).

Mayer and Poschinger (2005) unterscheiden bei flachgründigen Rutschungen zwischen zwei Verständnissen des Auslösefaktorprozesses, welche zu unterschiedlichen Modellierungsansätzen führen. Der erste Ansatz geht davon aus, dass das vertikale Eindringen von Wasser zu einer temporären Grundwasserschicht oberhalb des weniger durchlässigen Untergrunds führt. Es entsteht hierdurch Druck im Zwischenraum, welcher den Hang destabilisiert. Die Methode von Montgomery and Dietrich (1994) kann als bekanntestes Beispiel herangezogen werden. Nach ihrem Ansatz entstehen flachgründige Rutschungen vor allem dort, wo der Abfluss unterhalb der Oberfläche konvergiert. Diese Methode kann dann angewendet werden, wenn sich die Bruchfläche zwischen Boden und Untergrund befindet (Mayer and Poschinger, 2005). Der zweite Ansatz nimmt an, dass das vertikale Eindringen des Wassers eine Aufnahmeverringering verursacht und dadurch die scheinbare Kohäsion verkleinert. Dieser Ansatz wird von Iverson (2000) vertreten. In ihrem Modell beschreiben die Autoren die Interaktionsmechanismen zwischen Gelände und Infiltration. Diese Methode ist sehr komplex und nur kleinräumig anwendbar, da viele Variablen detailliert aufgeschlüsselt werden müssen (Mayer and Poschinger, 2005).

2.3.2 Statistische Modelle

Statistische Klassifikationsmethoden eignen sich insbesondere um die Rutschungsanfälligkeit auf grossen und komplexen Flächen zu ermitteln. Diese Methodik verschafft quantitative Schätzungen darüber, wo Rutschungen zu erwarten sind aufgrund von detaillierten Informationen über die Verteilung vergangener Rutschungen und einer Reihe von Umweltfaktoren (Guzzetti et al., 2006). Die Klasse der statistischen Methoden nutzen die Korrelation zwischen Rutschungsaufreten und erklärenden Variablen wie Neigung, Kurvatur, Boden- oder Vegetationsbegebenheiten. Die zugrunde liegenden Annahmen gründen darin, dass (1) sich zukünftige Rutschungen unter gleichen Bedingungen ereignen wie vergangene und dass (2) Eigenschaften, die aus DHMs abgeleitet wurden relevant sind für das Abflussverhalten und die damit verbundene mechanische Stabilität (von Ruette et al., 2011).

Verschiedene Klassifikationsverfahren wurden entwickelt im Gebiet der Statistik und Machine Learning (Brenning, 2005). Verbreitete Vorgehen sind die *Logistische Regression* (Ayalew and Yamagishi, 2005; Gorsevski et al., 2006; Meusbürger et al., 2009; von Ruette et al., 2011) oder *Diskriminanzanalyse* (Guzzetti et al., 2006). Neuere Methoden sind *Support Vector Machines* (Brenning, 2005; Pradhan, 2012; Pozdnoukhov et al., 2011) oder *Artificial Neural Networks* (Yezilnacar and Topal, 2005; Yilmaz, 2010). Weiter bilden *Random Forests* Klassifikationsvorgehen, die Eingang in die Rutschungsanfälligkeitskartierung gefunden haben (Brenning, 2005; Vorpahl et al., 2012).

2.4 Erklärende Variablen

Es ist nicht möglich, eine vorgeschriebene, einheitliche Liste von kausalen Variablen für Rutschungen zu geben. Die Auswahl an Variablen variiert je nach Betrachtungsskala, Charakteristiken des Untersuchungsgebietes, Rutschungstyp und Rutschungsmechanismus (van Westen et al., 2008). Für die Selektion der Variablen in Anfälligkeitskartierungen existieren keine universellen Richtlinien. In einer GIS-basierten Untersuchung erachten Magliulo et al. (2008) folgende Kriterien als elementar:

- *operationell*: Zusammenhang mit Rutschungen ist ersichtlich
- *komplett*: über das gesamte Untersuchungsgebiet vorhanden
- *nicht uniform*: variiert räumlich
- *messbar*: kann mit Nominal-, Ordinal-, Intervall- oder Ratioskalen numerisch ausgedrückt werden
- *nicht redundant*: der Effekt einer Variable sollte sich nicht mit dem einer anderen decken

Angelehnt an Varnes (1984) werden die erklärenden Variablen in vier Kategorien geteilt. Im Folgenden werden die Zusammenhänge der geomorphometrischen, bodenrelevanten, vegetations- und hydrologisch bedingten Ursachen mit Rutschungsvorkommnissen umrandet.

2.4.1 Geomorphometrische Variablen

Im Allgemeinen sind DHMs wenig kostenintensive Quellen topographischer Informationen und dadurch eine Datenbasis für die Berechnung geomorphometrischer Attribute, die mit Massenbewegungen verwandt sind (Brenning, 2005). In den letzten Jahrzehnten haben Digitale Höhenmodelle (DHM) an Popularität zugenommen in Geowissenschaften. DHMs sind digitale Repräsentationen der Topographie. Sie stellen die wichtigste digitale Datenquelle der Oberflächenkartierung von Geographischen Informationssystemen (GIS) dar. Die topographische Oberfläche und Beziehungen zwischen verschiedenen Landschaftskomponenten können mit Hilfe der DHMs kartiert und beschrieben werden (Florinsky, 1998). Anwendung finden DHMs in unterschiedlichen Bereichen, unter anderem in der Raumanalyse, Terrainmodellierung, Einzugsgebietskartierung, Wasserflussanalyse oder Modellierung von Massenbewegungen. Die Erstellung der DHMs beruht auf Feldvermessungen, Photogrammetrie, Laser Altimetrie, Synthetic Aperture Radar (SAR) oder Radar Interferometrie. Techniken der Fernerkundung werden häufig verwendet, weil sie die Kapazität besitzen, schnell grosse Datenmengen zu erfassen. Mit Fernerkundungsmethoden sind grosse Flächen abzudecken und zu verarbeiten (Burrough et al., 1998).

2.4.2 Bodenvariablen

Die Beschaffenheit des Untergrundes ist für die Auslösung von Rutschungen zentral. Geologie und Schichtung sind ausschlaggebend für die Stabilität von Hängen. Dabei tendieren vor allem parallel zur Hangneigung geschichtete Materialien zur Ablösung vom Ursprungsgestein. Der Blick in die Geschichte bestätigt, dass vor allem Rutschungen von grossem Ausmass durch den Faktor der Geologie zu erklären sind. Das Volumen und die Anrisstiefe dürfen für geologisch bedingte Rutschungen tendenziell hoch sein. Sind Ursachen von flachgründigen Rutschungen zu analysieren, gerät in der Instabilitätsmodellierung vermehrt die obere Schicht des Bodens in den Fokus. Attribute wie Bodentiefe, Skelettgehalt, Wasserspeichervermögen, Vernässung, Wasserdurchlässigkeit oder Nährstoffgehalt tragen entscheidend zur Stabilität von Hängen bei (Segoni et al., 2012).

2.4.3 Vegetationsvariablen

Nicht nur der Untergrund, sondern auch die Auflageschicht mitsamt der Biosphäre steuern zur Hangstabilität bei. Dabei ist vor allem die Interaktion zwischen Bewuchs und dem Boden im Durchwurzelungsraum von Bedeutung. Gut durchwurzelte Böden besitzen eine höhere Stabilität (Duan and Grant, 2000; Rickli et al., 2001, 2009). Dies kommt vor allem zum Vorschein wenn die Rutschungen auf offenen Flächen mit denen auf Waldflächen verglichen werden. Intensive Rodungsaktivitäten und Abholzung führen vorübergehend zu einer Zunahme der Rutschungshäufigkeit. Diese Zunahme wird oftmals nach einigen Jahren der Entwaldung sichtbar (Abbildung 2.1), wenn die Wurzeln der Bäume zersetzt werden (Rickli et al., 2009).

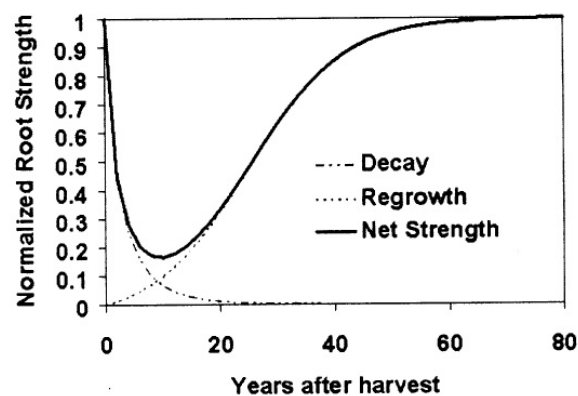


Abbildung 2.1: Abnahme der stabilisierenden Wirkung der Wurzeln nach Rodung aus Duan and Grant (2000)

Es kann nicht in jedem Fall von einer stabilisierenden Kraft des Waldes ausgegangen werden. Nach Rickli et al. (2001) hat der *Zustand* des Waldes eine entscheidende Wirkung auf die Hangstabilität. In der Untersuchung von Rickli et al. (2001) sind viele Rutschungen in Waldflächen aufgetreten, die Beschädigungen des Standes aufwiesen. Windwurf oder Borkenkäfer sind Anzeichen für Waldzustände, die in ihrer stabilisierenden Wirkung eingeschränkt sind. Auch in stark lückenhaften Wäldern wurden vermehrt Rutschungen erhoben (Rickli et al., 2001). Ist der Druck der Auflast grösser als die Bindungskraft durch die Wurzeln, sind selbst Waldflächen sehr rutschungsanfällig.

2.4.4 Hydrologische Variablen

Niederschlag gilt als eine der wichtigsten auslösenden Faktoren von Rutschungen. Die temporale Erscheinung von Rutschungen wird durch Niederschlagsmuster kontrolliert. Bei flachgründigen Rutschungen wird das Boden-Wasser Verhältnis durch die Infiltration von Regenwasser, Versickerung und das rapide Ansteigen des Grundwasserspiegels nach einem Sturmereignis gesteuert. Charakteristisch für die Wasserbalance in den flachgründigen Böden ist die schnelle Reaktion des Bodenfeuchtegehalts auf alternierende feuchte und trockene Perioden. Perkolation und Evapotranspiration führen eine vertikale Redistribution des Bodenwassers herbei (Van Asch et al., 1999). Eine Auslösung kann neben einem positiven Porenwasserdruck auch dadurch erfolgen, dass die Feuchtigkeit nahezu den Sättigungsgrad erreicht. Die Folge davon ist eine Reduktion der Scherfestigkeit. Das kann den Untergrund merklich destabilisieren und zu Rutschungen führen (Van Asch et al., 1999). Van Asch et al. (1999) halten detailliertere meteorologische Informationen für die Ausarbeitung meteorologischer Schwellenwerte für notwendig.

2.5 Validierung

Die Validierung der Anfälligkeitskarten von Rutschungen ist essentiell und wird als fundamentaler Teil einer Naturgefahrenuntersuchung angesehen (Beguería, 2006b). Chung and Fabbri (2003) erachten die Validierung als wichtigste und unerlässliche Komponente der Vorhersagemodellierung. Validierung beschreibt den Vergleich der Modellvorhersagen mit realen Daten. Ein Qualitätsnachweis der geschätzten Anfälligkeiten sollte darin geliefert werden (Guzzetti et al., 2006). Dabei wird die Genauigkeit und die Vorhersagekraft eines Modells überprüft sowie der Zuverlässigkeitsgrad bestimmt. Dies wiederum ist von Bedeutung bei der Übertragung der Resultate auf den Endnutzer. Letztendlich sind Modellvergleiche ohne Validierungen nicht möglich (Beguería, 2006b). Guzzetti et al. (2006) nennen vier Hauptziele der Validierung:

1. Den Grad der Übereinstimmung zwischen den geschätzten Anfälligkeiten und den tatsächlichen Verteilungen von Rutschungen zu evaluieren
2. Die Rolle der thematischen Information beim Konstruieren des Modells bestimmen
3. Fähigkeiten des Modells darlegen, mit Variationen der Inputdaten umzugehen
4. Fehler in den geschätzten Anfälligkeiten aufzudecken

Die Evaluation hingegen bemisst die Angemessenheit des Modells auf die Bedürfnisse des Endnutzers. Dies beinhaltet die Einteilung in verschiedene Anfälligkeitsstufen, welche zu unterschiedlichen Managemententscheidungen führen. Eine effektive Validierung und Evaluation kann Rückmeldungen für eine Optimierung des Modells generieren (Beguería, 2006b).

2.5.1 Unsicherheit von Anfälligkeitsmodellen

Jedes Modell über Rutschungsanfälligkeiten besitzt einen gewissen Unsicherheitsgrad. Quellen dieser Unsicherheit schliessen verschiedene Aspekte ein:

1. Fehler oder Unvollständigkeit des Inventars oder der thematischen Informationen, die in der Analyse eingebunden werden
2. Ein unvollkommenes Verständnis der Rutschungsprozesse und ihren geographischen und temporalen Entwicklungen
3. Limitationen in den angewandten Techniken um auf die Rutschungsanfälligkeit zu schliessen
4. die inhärente natürliche Variabilität des Phänomens der Rutschungen (Guzzetti et al., 2006)

Aufgrund der oben aufgelisteten Unsicherheitsquellen ist es nicht trivial, die Unsicherheiten in den geomorphologischen und anderen thematischen Layers festzustellen. Eine potentielle Fehlerquelle kann auch ein ungenaues DHM sein. Unabhängig von der Aufnahmemethode sind DHMs Fehlerquellen unterworfen, die in drei Hauptkategorien eingeteilt werden können (Erdoğan, 2010):

- Genauigkeit, Dichte und Verteilung der Datenpunkte
- Oberflächencharakteristiken
- Interpolationsalgorithmen

Fehler werden als Abweichung der Bodenmessungen im Vergleich zur korrespondierenden DHM Schätzung angesehen (Erdoğan, 2010). Üblicherweise werden DHM-Fehler in zusammenfassenden Statistiken angegeben mittels globalen Werten, wie beispielsweise der mittleren quadratischen Abweichung, die den Durchschnittsfehler quantifizieren. Allerdings handelt es sich um globale Messungen der DHM-Genauigkeiten. Diese müssen nicht mit spezifischen Standorten übereinstimmen. Viele empirische Studien belegen die räumliche Autokorrelation und Heteroskedastizität von DHM-Fehlern. Das bedeutet, dass in DHMs an gewissen Orten Häufungen von Ungenauigkeiten auftreten, während andere Flächen sehr genau repräsentiert werden (Erdoğan, 2010).

Die Qualität von DHMs variiert stark, abhängig von der Datendichte und der Wahl der Interpolationsmethode. Dieser Tatsache kann auf der Modellierungsebene nicht entgegengewirkt werden. Sie sollte für alle Folgeberechnungen, die mit dem DHM angestellt werden, im Bewusstsein haften. Je genauer das DHM, desto mehr Verlass auf die Variablen, die aus der Topographie extrahiert wurden (Mancini et al., 2010).

2.6 Forschungsstand der statistischen Rutschungsmodellierung

Die statistische Rutschungsmodellierung kann auf eine umfangreiche Forschungsgeschichte mit unzähligen publizierten Artikeln zurückgreifen. Der vorliegende Forschungsstand ist versucht, die für diese Arbeit relevanten Publikationen in Bezug auf Methodik als auch in Bezug auf das Untersuchungsgebiet und Inventar zu umreißen. Brenning (2005) untersucht mittels unabhängigen Testdatensätzen die Vorhersagekraft von Logistischer Regression, Support Vector Machines und Classification Trees in den ekuadorianischen Anden. Dabei zeigt sich, dass aufgrund der ROC-Analyse in dem gewählten Perimeter der Logistischen Regression eine bessere Fähigkeit zugesprochen wird, da die anderen Verfahren zu Overfitting neigen.

Claessens et al. (2005) verfolgen den Ansatz verschiedener Modellierungsschritte. Zuerst kalkulieren sie mit topographischen und geotechnischen Variablen die Rutschungsverteilung, danach dienen historische Niederschlagsdaten dem Kalibrieren ihres Modells. Dabei untersuchen sie Effekte über vier Auflösungen (10m, 25m, 50m und 100m) und zeigen, wie die einzelnen Variablen, beispielsweise die Neigungsberechnung, je nach Auflösung stark variieren. Dabei warnen die Autoren von der Abhängigkeit der Auflösung auf das Quantifizieren der Rutschungserosions- und Depositionsmengen. Die Prüfung mehrerer Auflösungen und die Beurteilung der Sensitivitäten auf verschiedene Auflösungen wird als wichtiger Bestandteil des Modellierens erkannt.

Meusburger et al. (2009) legen den Schwerpunkt ihrer Untersuchung auf die zeitliche Nichtstatio-

narität der kausalen Variablen von Rutschungen im Urserental in der Schweiz. Zwei Zeitpunkte, 1959 und 2000, werden mittels Logistischer Regression einander gegenüber gestellt. Die Validierung offenbart, dass die Gewichtung der Variablenzusammensetzung und somit die vorhersagende Wirkung von statistischen Anfälligkeitsmodellen sich mit der Zeit verändert. Die Autoren appellieren deshalb an eine häufige Aktualisierung der Modelle.

Vorpahl et al. (2012) verwenden ausschliesslich Geländeattribute aus einem DHM als erklärende Variablen der Rutschungen. Auf fünf historische Rutschungsinventare werden verschiedene Modellansätze kalibriert und mit AUC validiert. Dabei bestätigte sich in ihren Untersuchungsgebieten das Random Forest Verfahren als bestgeeignetes.

Das Inventar der WSL wurde bereits für verschiedene Modellierungsansätze verwendet. Die folgenden Abschnitte erwähnen drei davon. Bisanti et al. (2005) haben auf demselben Perimeter im Napf das Modell TRIGRS (Transient Rainfall Infiltration and Grid-based Slope-stability) angewandt. Dabei handelt es sich um ein hydro-mechanisches Hangstabilitätsinstrument, das für die regionale Skala konzipiert wurde. Hauptproblem dieser Anwendung ist die hierfür benötigten hochaufgelösten Daten zu bekommen oder anzuschaffen. Trotzdem sind die erlangten Ergebnisse zufriedenstellend, obwohl die stark geneigten Hänge in ihrer Anfälligkeitsmodellierung tendenziell überschätzt werden.

Ulmer et al. (2009) untersuchte den Unsicherheitsfaktor der Inputvariablen auf die Stabilitätsmodellierung mit SINMAP (Stability Index Mapping). Weiter zeigte er auf, was verschiedene Auflösungen (2m, 4m, 8m und 25m) an Auswirkungen auf die Vorhersagegüte der Modelle haben. Dabei scheint die Auflösung von 8m die vielversprechendsten Resultate zu liefern.

von Ruette et al. (2011) analysierte die Vorhersagekraft der Logistischen Regression in der Napfregion mit Kreuzvalidierungsmethoden. Dabei wurden die Variablen Neigung, Vegetationstyp, Profil- und Plankurvatur, Zuströmbereich und Distanz zu Drainagelinie mit einer Auflösung von 2.5m eingebracht. Gute Übereinstimmungen wurden erzielt bei nah beieinander liegenden Perimetern, die von ähnlicher Geomorphologie und Vegetation geprägt sind.

Forschungslücke

Aus dem Überblick der erschienenen Arbeiten zur Rutschungsthematik lassen sich nun zwei Forschungslücken ableiten, aus denen sich die Motivation und das Ziel dieser Arbeit zusammensetzen und worauf letzten Endes die Forschungsfragen aufbauen.

Erstens ist nach Florinsky (1998) das zentrale Problem der DHMs-Implementation, den Auflösungsgrad zu wählen. Wie Claessens et al. (2005) ermitteln, sind wenig Studien zustande gekommen, die den Einfluss der DHM-Auflösung auf die Rutschungserkennung identifizieren und

quantifizieren. Nach eigener Nachforschung trifft diese Aussage heute immer noch zu. Einige Arbeiten, welche die Auflösung in der Anfälligkeitskartierung thematisieren, sind hinzugekommen. Dazu zählt die Arbeit von Tarolli and Tarboton (2006), die 2m, 10m und 50m Auflösungen miteinander vergleichen. Oder die Arbeit von Tian et al. (2008), in welcher elf verschiedene Auflösungen überprüft werden. Abschliessend ist dem zentralen Thema der Wahl einer geeigneten Auflösung bis anhin wenig Aufwand gewidmet worden. Dies motiviert, eigene Untersuchungen zu diesem Thema zu unternehmen.

Zweitens stellen Erener and Düzgün (2010) fest, dass lokale Regressionsmodelle in der Rutschungsmodellierung untervertreten sind. Räumlicher Nichtstationarität von kontrollierenden Variablen und der Clusterungstendenz von flachgründigen Rutschungen werden dadurch nicht Rechnung getragen. Chalkias et al. (2011) unternehmen Versuche, globale und lokale Regressionsmodelle vergleichsweise zu beurteilen. Daneben existieren wenig Ansätze, die bemüht sind lokal variierende Modelle einzusetzen. Aus diesem Grund nennen Chalkias et al. (2014) den Bedarf an weiterer Forschung über räumliche Regressionsmodellierungen in Bezug auf Rutschungsanfälligkeit.

2.7 Motivation und Zielsetzung

Die Zielsetzung dieser Untersuchung wendet sich in erster Linie dem Prozessverständnis der flachgründigen Rutschungen und ihren kausalen Variablen zu. Die Motivation dieser Arbeit besteht darin, verschiedene Auflösungen und Variablenzusammensetzungen auf ihre Tauglichkeit bezüglich der Anfälligkeitsmodellierung zu überprüfen. Zudem wird durch eine neue Vorgehensweise (lokales Regressionsmodell) die räumliche Komponente in die Modellierung miteinbezogen. Der Methodenvergleich mit einer bewährten Methode (Logistische Regression) soll Aufschluss geben, inwiefern lokale räumliche Regressionsmodelle Veränderungen in der Anfälligkeitsmodellierung hervorrufen können.

Zum Ziel der Arbeit gehört das Hervorheben eines Prozesses, welcher die Schritte von der Datenbeschaffung bis hin zur Erstellung der Anfälligkeitskarten aufzeigt. Das Endprodukt des Prozesses sollte auf grosser Fläche Anfälligkeitsstufen generieren, die mit hoher Genauigkeit mit den Rutschungen aus dem Inventar übereinstimmen.

2.8 Forschungsfragen

Unter den genannten Aspekten interessiert nun im Rahmen dieser Arbeit,

- I. Welche Variablen beeinflussen in den gegebenen Perimetern die Anfälligkeit auf flachgründige Rutschungen?
- II. Welche Auflösung repräsentiert den Prozess flachgründiger Rutschungen am treffendsten?
- III. Können morphometrisch hergeleitete Indizes eine Verbesserung der Modellvorhersagen hervorrufen?
- IV. Kann ein alternativer Neigungsalgorithmus die Modellgenauigkeit steigern?
- V. Kann durch den Einbezug der räumlichen Nichtstationarität der Variablen mittels GWR eine Erhöhung der Genauigkeit der Vorhersage erzielt werden?
- VI. Können die Modelle im kleinen Perimeter mit denen von regionaler Skalierung verglichen werden?

3 | Untersuchungsgebiete und Inventare

Diese Studie unterliegt einer multiskalaren Betrachtung. Die Perimeter wurden deshalb auf kleinräumig und lokal (Napf) und weitläufig und regional (Trub und Grindelwald) angesetzt. In einem weiteren Schritt wird die Übertragung des Modells auf einen weiteren, räumlich unabhängigen Perimeter bewerkstelligt. Ziel davon ist die Analyse der Übertragbarkeit lokal kalibrierter Modelle. In diesem Kapitel werden die Untersuchungsgebiete und, falls gegeben, die dazugehörigen Regenereignisse, erläutert und beschrieben.



Abbildung 3.1: Übersichtskarte der Untersuchungsgebiete

3.1 Napf

Das Napfbergland ist geprägt durch steil abfallende Berghänge mit tiefen Kerbtälern. Grosse Flächen sind mit dichten Tannen- und Buchenwäldern bestockt. In Zeiten der Oberen Süsswassermolasse wurden die Gesteinsmassen gebildet. Nagelfluhschichten wechseln sich mit Sandstein- und Mergelschichten ab und verleihen dem Gebiet eine Tendenz zu Rutschungen. Der Nagelfuh ist vom Typ polygen oder bunt und weist im Gegensatz zum Kalknagelfluh einen Anteil von 10% oder mehr Gerölle kristalliner Herkunft auf (Raetzo and Rickli, 2005).

3.1.1 Napf 2002

Napf 2002 deckt eine Fläche von 2,6 km² ab, die zu 48% von Wald bestockt sind. Vereinzelt sind Weiden vorhanden, die jedoch vernässt sind und daher nur extensiv genutzt werden. Das Siedlungsmuster ist vergleichbar mit dem des ersten Perimeters. Die Napfschichten der Oberen Süsswassermolasse sind hier vorherrschend (Raetzo and Rickli, 2005).

Die Starkniederschläge vom 15. bis zum 16. Juli 2002 vermochten die erste Reihe von flachgründigen Rutschungen auszulösen. Verantwortlich dafür ist ein Kaltlufttropfen südlich der Alpen, welcher durch die Kehrung der bodennahen Strömung von einer wärmeren Luftmasse unterlaufen wurde. In der Folge setzte heftiger Regen ein, dessen Hauptphase ungefähr drei Stunden dauerte (Rickli et al., 2004).

3.1.2 Napf 2005

Der Perimeter der Ereignisse 2005 umfasst eine Fläche von 1,6 km², wovon 29% bewaldet sind. Das Gebiet ist durch Einzelhöfe undicht und unregelmässig besiedelt. Die Besiedelung beschränkt sich auf tiefer gelegene, weniger steile Flächen. Die Agrarbewirtschaftung konzentriert sich auf die mässig steilen Seitenhänge des Tales. In zunehmender Steilheit sind vermehrt Wälder vorzufinden. Geologisch ist das Gebiet auf der Oberen Meeres- und Süsswassermolasse gelegen. Dominant sind die konglomeratischen Abfolgen (Nagelfluh), die mit sandigen oder siltigen Schichten durchsetzt sind (Raetzo and Rickli, 2005).

Ein stabiles Tiefdrucksystem südlich der Alpen führte feuchte Luftmassen an den Alpennordrand und erzeugte intensive Niederschläge zwischen dem 21. und 23. August 2005. Die Verfrachtung der feuchten Luftmassen ging mit nordöstlichen Winden einher und mündete in einer Stauung und anschliessendem Ausregnen über dem Berner Oberland bis in die Zentralschweiz. Die anhaltenden Niederschläge verursachten eine Vielzahl von Rutschungen, unter anderem im Napfperimeter (Raetzo and Rickli, 2005).

3.2 Gemeinde Trub

Die Gemeinde Trub liegt im südlichen Napfgebiet des Oberemmentals. Trub ist gekennzeichnet durch viele Streusiedlungen und Einzelhöfe. Das Dorf liegt bei der Mündung des Seltenbachs in die Trueb. Die hügelige Landschaft weist einen sehr hohen Waldanteil (ca. 50%) auf, obwohl regelmässig eingegriffen wird. In den Plenterdurchforstungen werden jedoch nur geringe Mengen entnommen, was zu dichten und dunklen Wäldern führt (Raetzo and Rickli, 2005).

3.3 Gemeinde Grindelwald

Die Gemeinde Grindelwald liegt, wie in der Übersicht (Abbildung 3.1) zu sehen ist, im östlichen Berner Oberland. Bekannt ist Grindelwald als Tourismusgebiet. Das Gemeindegebiet wird durch Bergketten abgegrenzt. Die steilen Nordwände des Eigers, Mettenbergs und des Wetterhorns bestehen aus hartem Malm- und Kreidekalk. Am Fuss dieses Mantels sind mächtige Schutthalden vorhanden. Der Talkessel ist durch Dogger-Ablagerungen geprägt, die leichter verwittert werden und für die weichen Landschaftsformen verantwortlich sind. Der Alenienschiefer um seine tonige Verwitterung sorgt für starke Vernässung und Rutschungen.

Die Niederschläge liegen im Dorfgebiet bei ungefähr 1250 mm, während im Bereich auf 2000 m.ü.M Niederschläge zwischen 1750 mm und 1900 mm zu erwarten sind (Pfister, 1984). Naturgefahren wie Lawinen, Bergstürze, Ausbrechen von Gletscherseen und Hangrutsche sind in Grindelwald ein ständiges Thema. Abbildung 3.2 aus dem Jahr 2005 zeigt auf, welches Gefahrenpotential von Rutschungen in Siedlungsnähe ausgeht.



Abbildung 3.2: Von Rutschung betroffenes Gebäude in Grindelwald ¹

In Grindelwald fungiert die 2000 m.ü.M Höhenlinie als Perimetergrenze. Dies hat zwei Gründe: erstens sind Rutschungen oberhalb von 2000 m sehr rar, da die Gebiete geprägt sind von Felsen und sehr steilen Hängen, auf denen kaum Bodenaufage besteht. In diesen Höhen sind Berg- und Felsstürze oder Steinschlag zu erwarten, weniger jedoch Rutschungen. Zweitens weist das DHM auf über 2000 m.ü.M. einen Unterschied in der Datenqualität auf. Mangels hochaufgelösten LIDAR-Befliegungen oberhalb von 2000 m kommen automatische Messungen mit Stereokorrelation zum Einsatz, deren Höhengenaugkeit $\pm 1\text{m}$ bis 3m beträgt. Oder es wird auf das DHM25 zurückgegriffen, das eine Höhengenaugkeit von $\pm 3\text{m}$ bis 8m besitzt. Um diese Einbusse der Qualität zu umgehen, wurden nur Orte unterhalb 2000 m.ü.M. in die Modellierung einbezogen.

¹<http://www.planat.ch/de/hauseigentuermer/>, Zugriff am 31.1.2014

Tabelle 3.1: Untersuchungsgebiete und Rutschungsvorkommnisse im Vergleich

Gebiet	Fläche [km ²]	Anzahl Rutschungen	Rutschungsdichte [km ⁻²]
Napf 2002	2.51	50	19.92
Napf 2005	1.07	36	33.64
Trub	61.97	187	3.01
Grindelwald	76.90	63	0.82

3.4 Inventar

Das Rutschungsinventar ist die wichtigste Datenquelle bei der quantitativen Zonierung der Rutschungsanfälligkeit. Darin sollten Informationen zu Ort, Datum, Typ, Grösse, kausale Variablen und auch der entstandene Schaden enthalten sein (Van Den Eeckhaut and Hervás, 2012). Das Inventar ist daher elementar, weil es Einsicht bietet in die Standorte des Rutschungsphänomens (van Westen et al., 2008). Es ist der wichtigste Datensatz im Prozess der Anfälligkeitskartierung und beeinflusst in grossem Masse die Qualität der Endresultate (Jiménez-Perálvarez et al., 2009). Nach Malamud et al. (2004) sind Inventare aufgrund zweier Kriterien unterscheidbar: (1) Rutschungsereignisinventar oder (2) historisches (morphologisches) Rutschungsinventar. Diese Unterteilung zielt darauf ab, den Erfassungszeitpunkt im Verhältnis zum Zeitpunkt des Ereignisses zu setzen. Wobei die Inventarisierung bei ersterer Methode ziemlich unmittelbar nach den Ereignissen geschehen sollte. Rickli et al. (2009) betonen den Vorteil der ersten Methode, bei dem alle Rutschungen eines bestimmten, eingegrenzten Perimeters kartiert werden können. Zudem kann man die Auslösungen der Rutschungen auf ein Regenereignis zurückführen, dessen Länge und Intensität bekannt sein dürfen.

Chung and Fabbri (2003) thematisieren die Wichtigkeit der Art und Weise, wie Rutschungen kartiert und inventarisiert werden. In der Literatur sind zwei Ansätze erkennbar. Der erste Ansatz nimmt eine Rutschung als GPS-Punkt auf. Der zweite Ansatz verfolgt die Umrandung der Rutschfläche zu einem Polygon. In dieser Fläche sind sowohl die Anriss- als auch die Depositionsstellen eingeschlossen. Die geomorphologischen Charakteristiken dieser zwei Subflächen sind jedoch merklich unterschiedlich. Daher ist es notwendig, die Anrissflächen und nicht die Gesamtfläche der Rutschung auszuscheiden (Chung and Fabbri, 2003).

3.4.1 Inventar der WSL

Ein exakt kartiertes Inventar ist ein Schlüsselfaktor für die erfolgreiche Rutschungsmodellierung (Magliulo et al., 2008). Deshalb ist ein sorgfältiges und konsistent aufgenommenes Inventar sehr viel Wert für die darauffolgende Modellierung. Das Inventar der Napfregion wurde von Rickli et al. (2009) zu verschiedenen Zeitpunkten (2002 und 2005) erhoben. Es ist Teil einer umfassenden

Studie, in welcher flachgründige Rutschungen in bereits erwähntem Perimeter des Napfgebiets, aber auch in Appenzell, Sachseln, Entlebuch und Prättigau erfasst wurden. Der Datenerhebungs- und Dokumentationsvorgang ist derselbe in allen sechs Inventaren. Nach Malamud et al. (2004) handelt es sich um ein Erdrutschereignis-Inventar. Alle Rutschungen können auf ein spezifisches Regenereignis (Auslösungsfaktor) zurückgeführt werden. Rickli et al. (2009) haben nach einem standardisierten Protokoll die Rutschungen mit dazugehörigen Variablen dokumentiert.

3.4.2 Inventar vom BAFU

Der Ereigniskataster *StorMe* vom BAFU umfasst alle erhobenen Naturgefahrenereignisse. Unterteilt werden die Ereignisse in die Prozessgruppen Lawine, Rutschung, Sturz und Wasser/Murgang. Es werden laufend aktuelle Ereignisse aufgenommen sowie ältere bekannte Ereignisse aus Satellitendaten nacherfasst. Wie in den Abbildungen 3.3 zu sehen ist, werden im BAFU-Datensatz die Gesamtfläche der Rutschungen als Polygone erfasst.

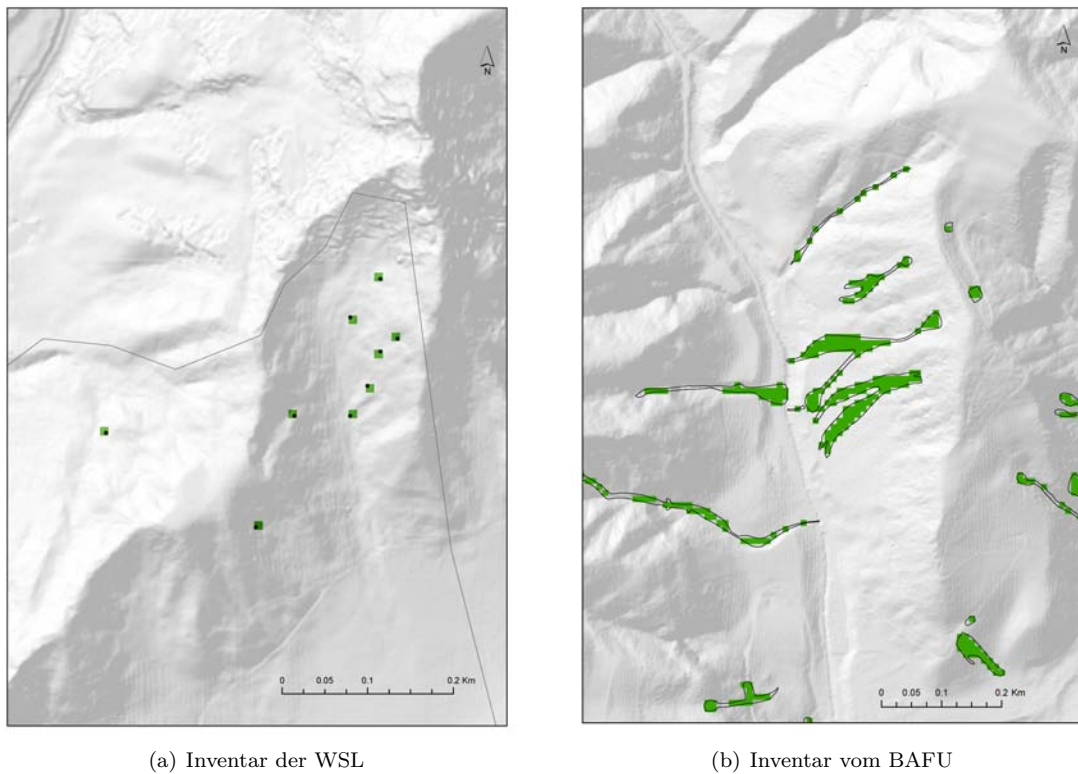


Abbildung 3.3: Inventare der WSL und BAFU im Vergleich: die Punkte repräsentieren Anrissstellen und die grünen Flächen umranden die Rutschungsflächen

Die beschriebenen Inventare wurden in ArcGIS eingelesen und binärkodiert. Das ermöglicht die Einteilung des Raumes in An- oder Abwesenheit von Rutschungen. In Abbildung 3.3 entspricht dies einer Rutschung (1) bei allen grünen Pixel, während allen übrigen Pixel der Wert einer Nichttrutschung (0) zugewiesen wird.

4 | Methoden

Die Aufbereitung der Daten wurde in ArcGIS 10.0 ausgeführt. Nachdem die Basislayer zur Verfügung standen, wurden die Daten mit Statistikprogrammen analysiert und Regressionen gerechnet. Dafür wurden SPSS (Statistical Package for the Social Sciences), R (R Development Core Team, 2012) und GWR 4.0 herangezogen. Die Outputs wurden wiederum nach einem Import in ArcGIS visualisiert.

4.1 Datenaufbereitung

Alle georeferenzierten Raster wurden gemäss Meusburger et al. (2009) an einen Referenzraster angepasst, um eine korrekte Allokation der Pixelzentroide zu garantieren. Der wichtigste Bestandteil der Hangrutschmodellierung ist das darunterliegende Digitale Höhenmodell (DHM). Von dem Bundesamt für Landestopographie swisstopo wurde das DTM-AV mit 2m-Auflösung verwendet. Diese Art von Höhenmodelle beschreiben die Oberfläche der Schweiz ohne Bebauung und Bewuchs. Um die erwünschten Pixelgrössen von 2m, 10m und 25m zu erreichen wurde das 2m-Gitternetz durch den Mittelwert der Nachbarpixel auf die Wunschgrösse (10m und 25m) skaliert. Dabei tritt eine Glättung ein, die weniger raue Oberflächen zur Folge hat als in der 2m-Auflösung.

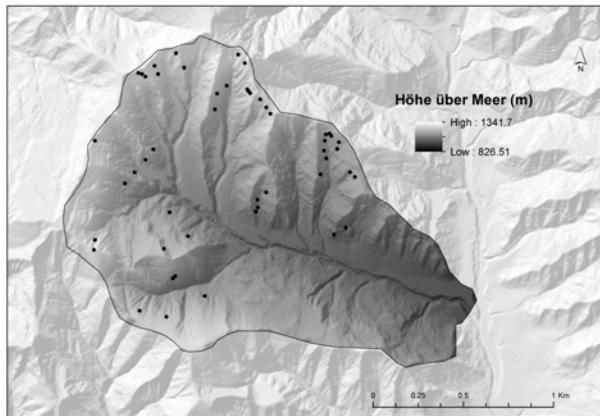
Die Befliegungen, die zu dem DHM des Napfgebiets führen, datieren aus dem Jahr 2000. Dies ist deshalb wichtig, weil durch Rutschungen Massenverschiebungen stattfinden, die sich auch auf Höhenänderungen auswirken. Deshalb ist es zentral, ein Höhenmodell zu verwenden, welches vor der Inventaraufnahme erstellt wurde. Diese “störungsfreien” Grundlagendaten beschreiben die Konditionen bevor Rutschungen eingetreten sind (Süzen and Doyuran, 2004).

4.2 Variablenbeschreibung

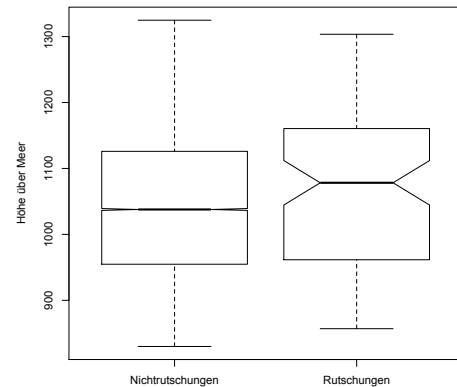
Eine der schwerwiegendsten Herausforderungen bei Versuchen, Rutschungen räumlich vorherzusagen, ergibt sich aus der Unsicherheit und der räumlichen Variabilität der Variablen (Segoni et al., 2012). Ein statistisches Modell, welches aus einer reduzierten Anzahl bedeutungsvollen und erklärenden geomorphologischen Variablen besteht, ist weniger aufwändig und stabiler als ein Modell, das auf einer Vielzahl von Variablen beruht. Die beständige Kombination begrenzter Anzahl Variablen führt zu robusten Modellen, die mit Variabilität in den Inputdaten besser umgehen können (Guzzetti et al., 2006). Die Auswahl der Variablen wird hauptsächlich durch die Verfügbarkeit von Daten und Hypothesen über wichtige Einflussvariablen vorbestimmt. Die wichtigsten in der Literatur und in dieser Arbeit vertretenen Variablen und ihre stabilisierende oder destabilisierende Wirkung werden auf den folgenden Seiten erläutert.

Höhe über Meer

Die Höhe über Meer kann unverändert dem DHM entnommen werden. Zahlreiche Studien berücksichtigen die Höhe über Meer als Variable in ihrem Modell (Dai and Lee, 2002; Sützen and Doyuran, 2004; Ayalew and Yamagishi, 2005; Yesilnacar and Topal, 2005; Yilmaz, 2010). Jiménez-Perálvarez et al. (2009) sprechen bei der Höhe von einer indirekten Variable, welche andere steuert. Niederschlag, Temperatur, Gefrierungsprozesse, Bodenentwicklung oder Vegetation werden indirekt durch die Höhe bedingt. Höhe über Meer wird stellvertretend für Relief angeschaut.



(a) Höhe über Meer im Untersuchungsgebiet Napf 2002



(b) Höhe über Meer bei Nichttrutschungen und Rutschungen

Abbildung 4.1: Die Variable Höhe über Meer im Untersuchungsgebiet (a) und im Vergleich auf Nichttrutschungs- und Rutschungsflächen (b)

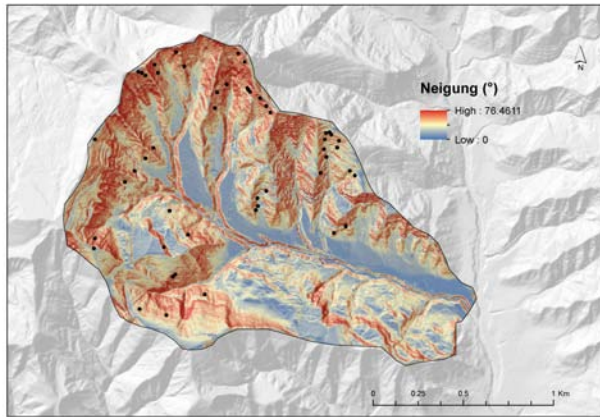
Nach der Betrachtung der Abbildung 4.1(b) kann erwartet werden, dass mit zunehmender Höhe die Anfälligkeit auf Rutschungen grösser ist. Dieser Zusammenhang ist nur auf das Einzugsgebiet des Perimeters anwendbar. Die Beziehung zu den Rutschungen ist daher indirekt und eher darauf zurückzuführen, dass mit zunehmender Höhe die Hänge tendenziell steiler sind. Vorpahl et al. (2012) stellen auf ihrem Perimeter fest, dass die Anzahl Rutschungen mit zunehmender Höhe ebenfalls zunimmt bis zu einer Höhe von 2400 m.ü.M. Danach ist die Rutschungszahl wieder rückläufig, aufgrund von ändernden Bedingungen des Bodens, der ab 2400 m.ü.M. zunehmend quarzitreiches Substrat aufweist. Weiter korreliert die Niederschlagsmenge mit der Höhe über Meer. Da Niederschläge den primären Auslösfaktor flachgründiger Rutschungen darstellen, kann ein höheres Rutschungsvorkommen in zunehmender Höhe erwartet werden (Vorpahl et al., 2012).

Hangneigung

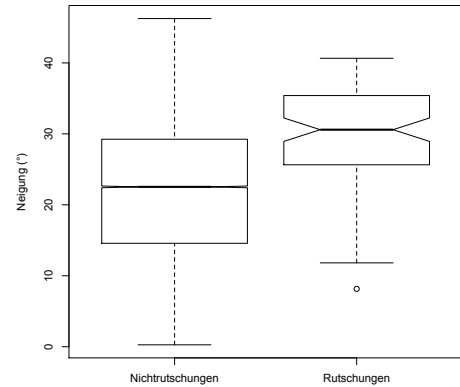
Die Neigung ist eine der wichtigsten Ursachen von Hanginstabilität (Ayalew and Yamagishi, 2005; Rickli et al., 2009; Mancini et al., 2010; Vorpahl et al., 2012). Ein Anstieg der Neigung führt zu einer Abnahme der Stabilität, sofern eine Bodenschicht von ausreichender Dicke vorhanden ist. Wir erwarten eine Erhöhung der Rutschungsanfälligkeit mit zunehmender Neigung ab 20°, bis der Neigungswinkel erreicht ist, an dem keine genügend mächtige Bodenschicht mehr vorhanden ist ab 45° (Rickli et al., 2009). Steile Neigungswinkel sind für die Initiationszone einer Rutschung entscheidend, weniger für die Transport- oder Depositionszone (Vorpahl et al., 2012).

Die Neigung wurde gemäss der Implementierung in ArcGIS mit einem 3 x 3 Fenster errechnet. Angelehnt an Zevenbergen and Thorne (1987) und Burrough et al. (1998) entspricht dies der Formel:

$$slopedegrees = \arctan(\sqrt{([dz/dx]^2 + [dz/dy]^2)}) * \frac{180}{\pi} \quad (4.1)$$



(a) Neigung im Untersuchungsgebiet Napf 2002



(b) Neigungen bei Nicht-rutschungen und Rutschungen

Abbildung 4.2: Die Variable Neigung im Untersuchungsgebiet (a) und im Vergleich auf Nicht-rutschungs- und Rutschungsflächen (b)

Corripio (2003) argumentiert, dass vor allem bergiges Terrain irreguläre und rapide Höhenänderungen aufweist. In dieser Umgebung spielen Schwellenwerte wichtige Rollen, beispielsweise beim Einfluss der Neigung auf Rutschungen oder Lawinen. Daher sei es naheliegend, Terrainvariablen mit Algorithmen zu extrahieren, die Extremwerte beibehalten und den Glättungseffekt minimieren. Viele herkömmliche Methoden beruhen auf 3×3 Fenster. Diese Ansätze haben den Vorteil, dass generell weniger Datenfehler anfallen, da acht benachbarte Pixel in die Berechnung miteinbezogen werden. Der Nachteil liegt in der starken Glättung, unter deren extrem hohe Neigungen weggefallen sind. Besonders in rauen Oberflächen tendieren diese Ansätze die Neigung zu unterschätzen. Corripio (2003) präsentiert einen Ansatz über vektoriell hergeleitete Neigung. Über den Normalvektor wird mit einer Nachbarschaft aus vier Pixel der Neigungswert ermittelt.

$$n = \begin{pmatrix} 1/2l(z_{i,j} - z_{i+1,j} + z_{i,j+1} - z_{i+1,j+1}) \\ 1/2l(z_{i,j} + z_{i+1,j} - z_{i,j+1} - z_{i+1,j+1}) \\ l^2 \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

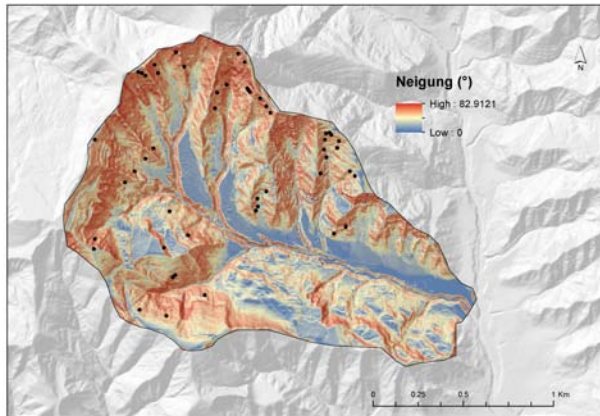
Dabei entspricht l der Pixelgröße. Der Betrag des Vektors wird im folgenden Schritt mit der Pixelgröße im Quadrat multipliziert:

$$n_{uz} = |n| * l^2 \quad (4.3)$$

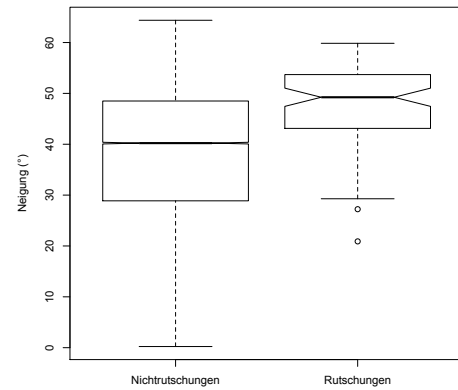
Aus dieser Gleichung kennen wir n_{uz} und können daraus die Formel für die jeweilige Neigung ableiten:

$$slope = \cos^{-1} n_{uz} \quad (4.4)$$

Diese Gleichung wurde über ein Pythonskript direkt in ArcGIS auf den DEMs mit den entsprechenden Auflösungen implementiert (vgl. *Anhang*).



(a) Neigung Corripio im Untersuchungsgebiet Napf 2002



(b) Neigungen Corripio bei Nichttrutschungen und Rutschungen

Abbildung 4.3: Die Variable Neigung nach Corripio (2003) im Untersuchungsgebiet (a) und im Vergleich auf Nichttrutschungs- und Rutschungsflächen (b)

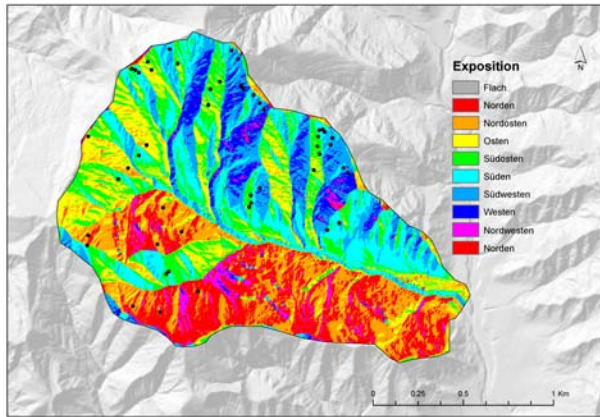
Exposition

Das Vorkommen von Rutschungen kann mit Folgewirkungen korrelieren, die durch die Ausrichtung gegeben sind. Einflüsse durch dominante Winde, solare Einstrahlung oder andere Wetterverhältnisse können eine auslösende Wirkung auf Rutschungen haben (Vorpahl et al., 2012). Raetz and Rickli (2005) nennen zusätzlich die Ausrichtung der Schichten zum Hang (hangparallel oder senkrecht zum Hang), welche für das Rutschungsvorkommen mitwirkend ist. Eine 3 x 3 Nachbarschaft bestimmt auch die Neigungsrichtung, also die Exposition:

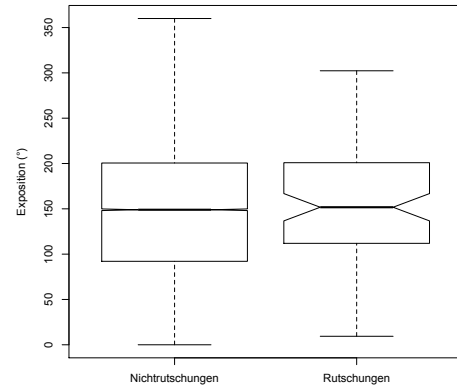
$$aspect = \frac{180}{\pi} * \arctan 2([dz/dy], -[dz/dx]) \quad (4.5)$$

Wobei jeder Zelle einen Wert zwischen 0 und 360 zugeordnet wird, der als Grad der Ausrichtung angesehen werden kann. Neigungslosen Flächen wird der Wert -1 zugewiesen (Burrough et al., 1998). Der erklärende Beitrag der Exposition an den Rutschungsvorkommen ist stark abhängig von anderen Faktoren wie Bodentyp, Vegetation und Hydrologie. Deshalb ist es schwie-

rig, Aussagen aus Studien, die gewisse Hanglagen als anfälliger ansehen, auf andere Gebiete zu übertragen.



(a) Exposition im Untersuchungsgebiet Napf 2002



(b) Exposition bei Nichttrutschungen und Rutschungen

Abbildung 4.4: Die Variable Exposition im Untersuchungsgebiet (a) und im Vergleich auf Nichttrutschungs- und Rutschungsflächen (b)

Profilkrümmung

Die Profilkrümmung wird durch ein 3×3 Fenster berechnet. Es handelt es sich dabei um die Wölbung in Richtung des steilsten Gefälles, die mit der zweiten Ableitung berechnet wird (Zevenbergen and Thorne, 1987). Die Profilkrümmung beschreibt die Be- und Entschleunigung des Fließens. Positive Werte indizieren Einbuchtungen, in denen Bodenmaterial und Wasser sich tendenziell anhäuft. Negative Werte implizieren konvexe und beschleunigende Fließlinien, weshalb die Tendenz zum Weitertransport von Boden und Wasser in benachbarte Zellen besteht.

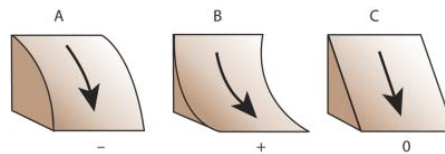
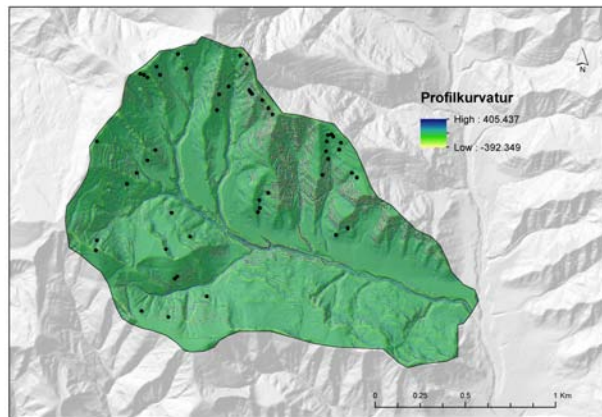
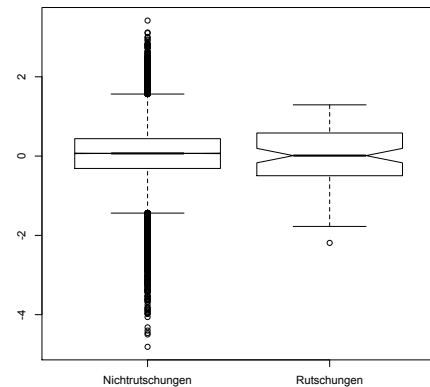


Abbildung 4.5: Schematische Darstellung der Profilkrümmung nach Menno-Jan et al. (2013)

Wie auch die Neigung, steuert die Profilkrümmung die lokale Bodenfeuchtespeicherung und beeinflusst deswegen die Bedingungen für die Rutschungsauslösung im Falle eines intensiven Niederschlags (Beguería, 2006a).



(a) Profilkurvatur im Untersuchungsgebiet Napf 2002



(b) Profilkurvatur bei Nichttrutschungen und Rutschungen

Abbildung 4.6: Die Variable Profilkurvatur im Untersuchungsgebiet (a) und im Vergleich auf Nichttrutschungs- und Rutschungsflächen (b)

Plankurvatur

Im Gegensatz zur Profilkurvatur beschreibt die Plankurvatur die Wölbung in Richtung der Höhenlinien. Die Plankurvatur umfasst die Kon- und Divergenz des Fließens. Nach Florinsky (1998) nimmt die Plankurvatur Einfluss auf die Bodenfeuchte, den pH-Wert, die Mächtigkeit der Bodenschichten und der organischen Auflage sowie auf Pflanzenbedeckung.

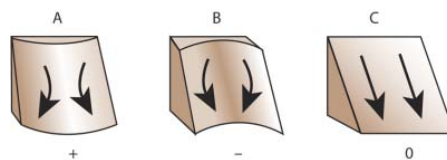
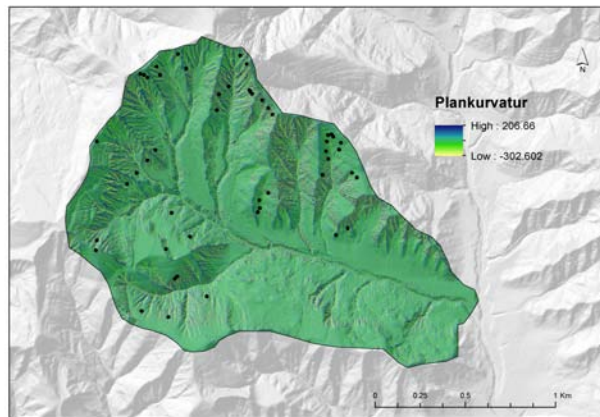
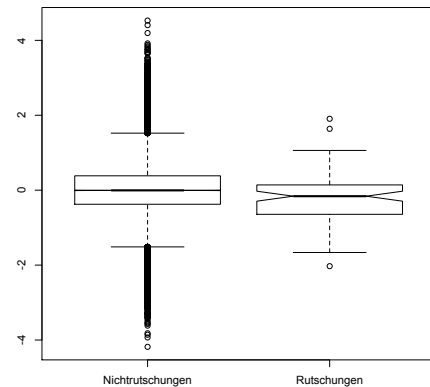


Abbildung 4.7: Schematische Darstellung der Plankurvatur nach Menno-Jan et al. (2013)

Positive Werte bedeuten auseinander driftende Fließlinien. Negative Werte hingegen sind Indikatoren für zusammenkommende Fließrichtungen.



(a) Plankurvatur im Untersuchungsgebiet Napf 2002



(b) Plankurvatur bei Nichttrutschungen und Rutschungen

Abbildung 4.8: Die Variable Plankurvatur im Untersuchungsgebiet (a) und im Vergleich auf Nichttrutschungs- und Rutschungsflächen (b)

Topographic Wetness Index

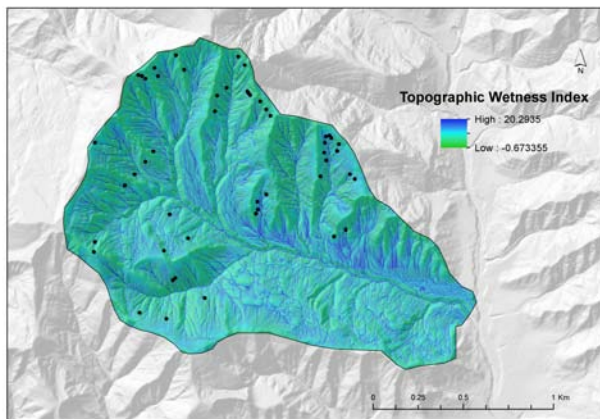
Gesättigte Bodenbedingungen führen vermehrt zu Rutschungen (Vorpahl et al., 2012). Der Topographic Wetness Index ist ein vielzitiertes Mass (Yesilnacar and Topal, 2005; Chang et al., 2007; Yilmaz, 2010; Vorpahl et al., 2012) für die Abschätzung der Feuchte an einem bestimmten topographischen Standort. Der TWI beschreibt die Tendenz eines Pixels, Wasser zu akkumulieren (Gruber and Peckham, 2009). Von Pixel mit ähnlichen TWI-Werten wird erwartet, dass eine ähnliche hydrologische Auswirkung im Falle von Niederschlag erzielt wird, sofern die anderen Umweltfaktoren gleich sind (Qin et al., 2011). Die Berechnung des TWI basiert auf verschiedenen Annahmen. Es wird angenommen, dass die Strömungsverhältnisse in einem Gleichgewicht sind. Dies bedeutet, dass der Wasserfluss uniform ist und jede Stelle eine Zufuhr des gesamten im Einzugsgebiet höherliegenden Hanges bekommt. Die Rate der Grundwasserneubildung wird ebenfalls als uniform betrachtet. Die Neigung der Oberfläche muss equivalent sein mit der des Grundwasserspiegels. Zusätzlich wird das Konduktivitätsprofil als exponentiell und in der gesamten Flächenausdehnung identisch vermutet. Keine Dämmung oder Drainage ist dadurch möglich (Yesilnacar and Topal, 2005). Hohe potentielle Feuchtwerte vergrössern die Wasserinfiltration ins Bodenmaterial und erhöhen den Porenwasserdruck. Dies vermindert die Scherfestigkeit und destabilisiert Hänge (Yilmaz, 2010).

Der Wert des TWIs ist ebenfalls aus dem Höhenmodell abgeleitet. Das hierzu verwendete Höhenmodell muss zuerst gefüllt werden. Das bedeutet, dass alle Senken bis zur Höhe ihrer Abflusspunkte gefüllt werden. Eine Senke ist eine Zelle mit einer undefinierten Drainagerichtung.

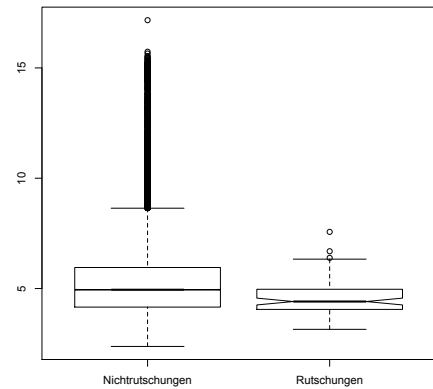
Nachdem iterativen Auffüllen der Senken wird die Fließrichtung des Rasters bestimmt. Der D8-Algorithmus wird dafür beigezogen (Jenson and Domingue, 1988). Von jeder Zelle wird das steilste Gefälle berechnet. Der maximale Abfall bestimmt im folgenden, in welche der acht möglichen Nachbarschaftszellen das Wasser fließt. Daraufhin kann die Akkumulation in jeder Zelle festgestellt werden. Dabei werden alle höher gelegenen Zellen aufaddiert, welche in eine Zelle fließen. Ausgehend von der Abflussakkumulation und der Hangneigung wird der TWI definiert als:

$$TWI = Ln \frac{F * a}{\tan(S)} \quad (4.6)$$

wobei F = Flow Accumulation, a=Pixelgrösse und S = Hangneigung (°) (Chang et al., 2007).



(a) TWI im Untersuchungsgebiet Napf 2002



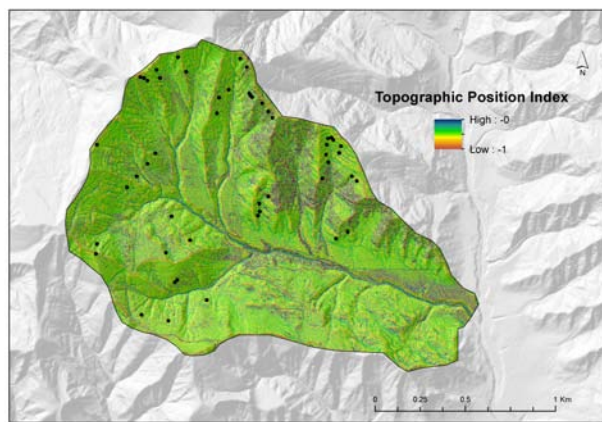
(b) TWI bei Nichttrutschungen und Rutschungen

Abbildung 4.9: Die Variable TWI im Untersuchungsgebiet (a) und im Vergleich auf Nichttrutschungs- und Rutschungsflächen (b)

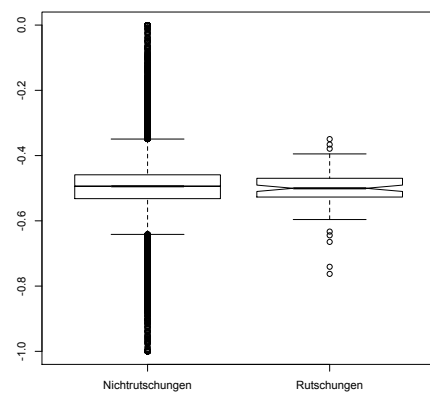
Der TWI generiert niedrige Werte auf und in der Nähe von Rücken und Kämmen, wo der Zuströmbereich relativ klein ist. Die höchsten Werte werden erreicht bei relativ flachen Talsohlen mit einem riesigen Zuströmbereich. Es sind Ablagerungszonen der Rutschungen nahe beim Tal zu erwarten auf Böden, an denen hohe TWI-Werte zu beobachten sind. Die Initiationen liegen auf höheren Hängen, wo der TWI relativ klein ist aufgrund der hohen Neigungswinkel. Allerdings kann davon ausgegangen werden, dass für die Auslösung einer Rutschung ein Mindestwert des TWIs als Voraussetzung gegeben sein muss, damit eine ausreichende Bodensättigung erreicht werden kann (Vorpahl et al., 2012).

Topographic Position Index

Der TPI Algorithmus wird häufig eingesetzt, um die topographische Hangposition zu bestimmen und automatisch Landformen zu klassieren. Der TPI fand Anwendung in der Geomorphologie, Geologie, Hydrologie, Agrarwissenschaften, Waldmanagement und Risiko Management (De Reu et al., 2012). TPI vergleicht die Höhe jeder Zelle eines DHMs mit der mittleren Höhe der Nachbarschaft. Die Nachbarschaft wird definiert durch arbiträre Radien (Deumlich et al., 2010). Der TPI ist eher hoch in Talsohlen und tief auf Gräten und Kuppen und eingemittet auf planaren Hängen.



(a) TPI im Untersuchungsgebiet Napf 2002

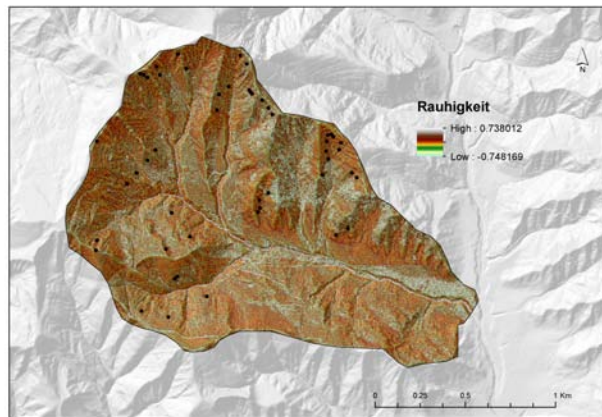


(b) TPI bei Nichttrutschungen und Rutschungen

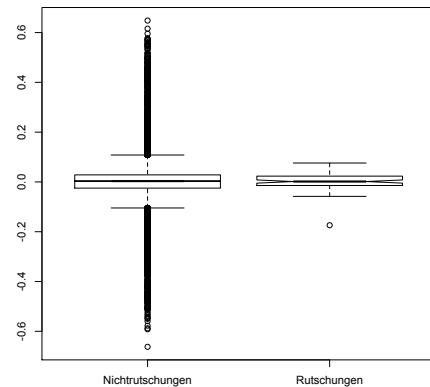
Abbildung 4.10: Die Variable TPI im Untersuchungsgebiet (a) und im Vergleich auf Nichttrutschungs- und Rutschungsflächen (b)

Rauhigkeit

Die Rauhigkeit einer Oberfläche ist ein weiteres Mass aus dem DHM. Dieser Index erfasst, wie rau oder glatt eine Oberflächenstruktur ist. Felsige Geländepartien mit stetigen Höhenwechsel sind in der Regel rauher als flache Abschnitte. Der relativ körnige Output in Abbildung 4.11 zeigt hohe Rauhigkeitswerte breit gestreut im ganzen Perimeter an. Rauhigkeitsalgorithmen werden oft benutzt, um vergangene Rutschungen zu entdecken. Die durch Rutschungen umgewälzten Erdmassen weisen höhere Rauhigkeitswerte auf als ihre Umgebung. Daher kann die Rauhigkeit als auch Indikator verwendet werden für künftige Rutschungen (Atkinson and Massari, 1998).



(a) Rauhigkeit im Untersuchungsgebiet Napf 2002



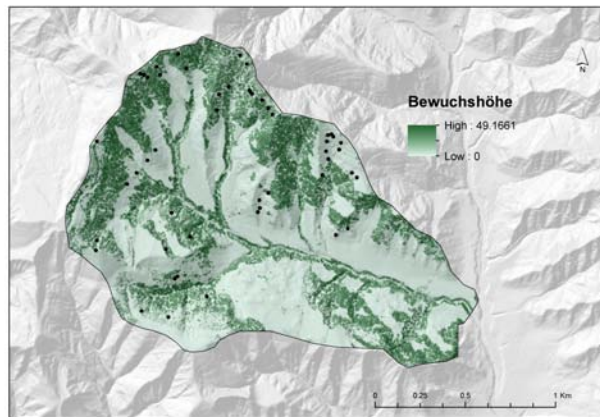
(b) Rauhigkeit bei Nicht-rutschungen und Rutschungen

Abbildung 4.11: Die Variable Rauhigkeit im Untersuchungsgebiet (a) und im Vergleich auf Nicht-rutschungs- und Rutschungsflächen (b)

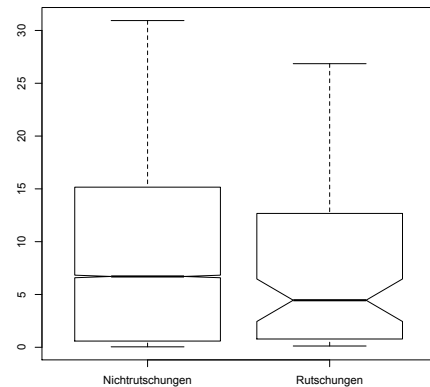
Bewuchshöhe

Beim Vergleich geomorphologischer Prozesse auf Wald- mit jenen auf offenen Flächen ist es zentral, die Siedlungsentwicklung mit zu betrachten. Als deren Ergebnis kann eine höhere Bewaldungsquote auf steileren Hängen festgestellt werden. Bewaldung kann eine destabilisierende Wirkung auf den Boden haben, meist durch das Gewicht der Bäume oder ungünstige Windverhältnisse verursacht. Üblicherweise jedoch sind bewaldete Hänge stabiler als gleich steile, offene Hänge. Die Gründe dafür liegen in den verstärkenden Wirkungen der Wurzelsysteme auf den Boden. Baumwurzeln bieten Seitenhalt, verankern und stützen das Bodenmaterial vertikal (Duan and Grant, 2000). Mehrere Rutschungsinventare zeigen ebenfalls auf, dass flachgründige Rutschungen weniger häufig in bestocktem Gebiet auftreten (Rickli et al., 2009). Es sind jedoch auch Ereignisse bekannt, die viele Rutschungen in bewaldeten Flächen aufweisen (Rickli et al., 2001).

Die Höhe des Bewuchses wurde modelliert, indem das Digitale Terrainmodell (DTM) vom Digitalen Oberflächenmodell (DOM) subtrahiert wurde. Im DOM sind sämtliche Landschaftselemente wie Bewuchs, Wälder und Hochbauten enthalten. Die swisstopo geht von einer Höhengengenauigkeit von $\pm 0.5\text{m}$ in offenem Gebiet und $\pm 1.5\text{m}$ in Vegetationsgebieten aus.



(a) Bewuchshöhe im Untersuchungsgebiet Napf 2002



(b) Bewuchshöhe bei Nicht-rutschungen und Rutschungen

Abbildung 4.12: Die Variable Bewuchshöhe im Untersuchungsgebiet (a) und im Vergleich auf Nicht-rutschungs- und Rutschungsflächen (b)

Abbildung 4.12 bestätigt für die Region die Annahme, dass landwirtschaftlich attraktivere Partien mit geringerer Hangneigung tendenziell eher waldfrei sind. Der Wald ist vermehrt in die steilen Hänge zurückgedrängt worden. Die Verteilung der Rutschungen ist ungefähr gleichmäßig aufgeteilt und konzentriert sich auf den ersten Blick nicht auf die Wald- oder Offenlandflächen.

Waldmischungsgrad

Das Projekt “Walddifferenzierung der Arealstatistik mit digitalen Satellitendaten” basiert auf der Grundlage von Landsat-TM-Satellitenbildern. Gesamtschweizerisch wurden Datensätze erzeugt, die den Wald in Nadel-, Nadelmisch-, Laubmisch- und Laubwald unterteilen. Die Arealstatistik der Schweiz wird dadurch um eine statistisch abgesicherte und geographisch differenzierte Unterscheidung von Laub-, Misch- und Nadelwald ergänzt. Geometrische und radiometrische Korrekturen der Satellitendaten erlaubten eine Klassifikation in Wald und Nichtwald, wonach die Waldflächen in verschiedene Mischungsgrade eingeteilt wurden. Dank identischer Erhebungsmethode ist dadurch gesamtschweizerisch zuverlässiges Datenmaterial mit einer Auflösung von 25m über Bestockungen vorhanden.¹

¹<http://www.geocat.ch/geonetwork/srv/ger/metadata.show?uuid=116447b0-31b0-477c-9203-9f51d43e4ac5>

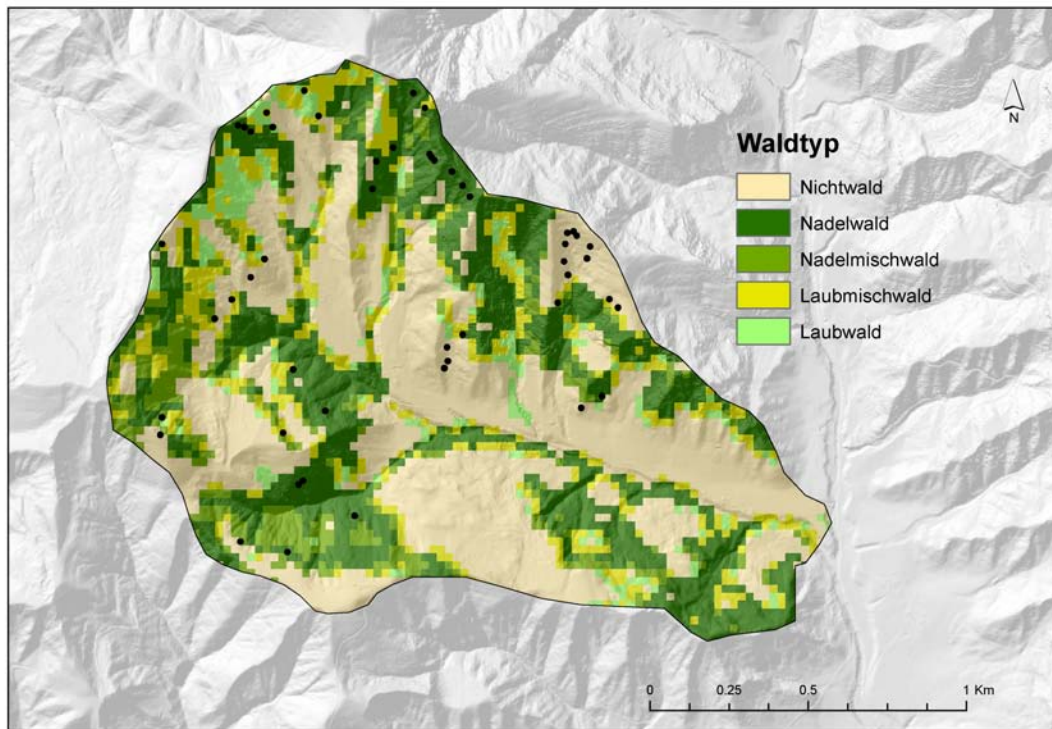


Abbildung 4.13: Waldbmischungsgrad im Untersuchungsgebiet Napf 2002

Bodentyp

Die Bildung von Rutschungsunterflächen ist zu einem grossen Teil von der Beschaffenheit des Grundes abhängig. Die darunterliegende Gesteinsart ist für tiefgründige Rutschungen eine der wesentlichsten Variablen. Bei flachgründigen Rutschungen sind mehr die Auflageschichten und die Bodenart bestimmend. Die Gründigkeit, Porosität, Gefüge, Skelettgehalt und Wasseraufnahmefähigkeit sind nur wenige der Attribute, welche die Anfälligkeit von Hangpartien auf Rutschungen prägen (Lee and Min, 2001). Der Typ des Bodens wurde der Bodeneignungskarte vom Bundesamt für Landwirtschaft (BLW) entnommen.

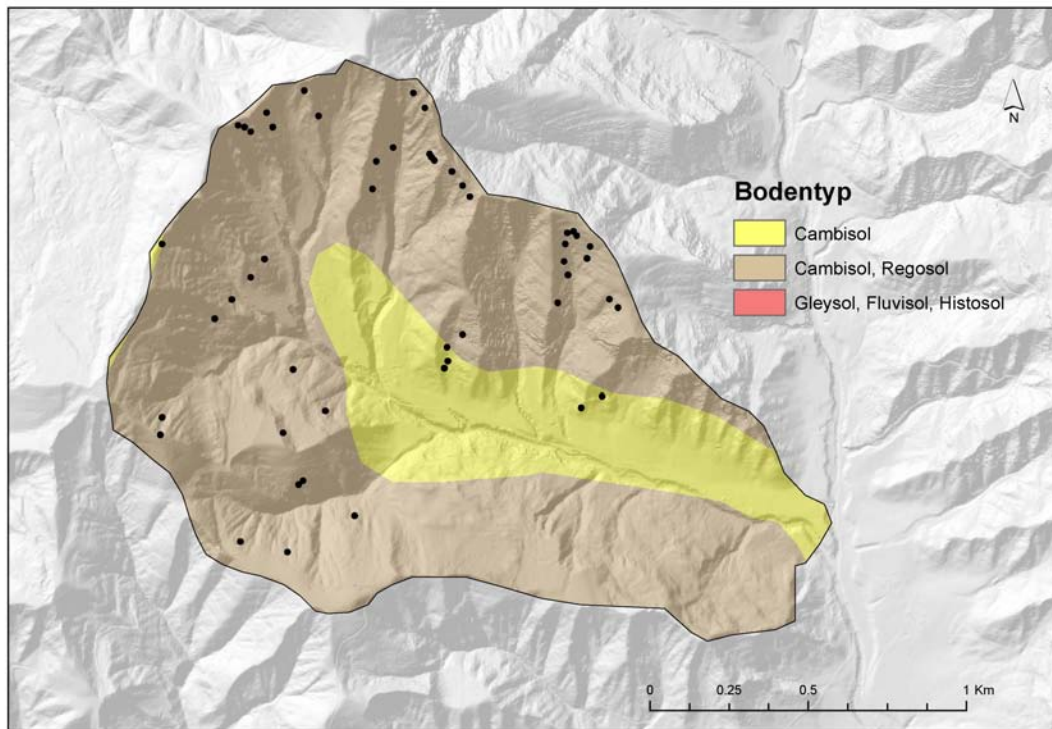


Abbildung 4.14: Bodentyp im Untersuchungsgebiet Napf 2002

4.3 Variablenuntersuchung

Nach der Aufbereitung der beschriebenen Variablen in den Auflösungen 2m, 10m und 25m gilt es nun, diese genauer zu untersuchen. Die Variablen erfüllen die Kriterien nach Magliulo et al. (2008). Sie sind operationell, komplett, nicht uniform und messbar. Ob sie auch nicht redundant sind, wird durch die folgenden Analysen untersucht. Die Verteilungen und Korrelationen sollen Aufschluss geben über die Eignung einzelner Variablen für das Modell. Als primärer Schritt wurden die Beziehungen der Variablen zueinander untersucht. Gemäss Zhao and Cen (2013) wurden die Korrelationen unter den Variablen analysiert mit der Spearmans Korrelationsmethode.

Tabelle 4.1: Spearmans Korrelationskoeffizient zwischen den kontinuierlichen Variablen

	Elevation	Slope	Slope Corripio	Aspect	Profile	Plan	Roughness	TPI	TWI	Bewuchs
Elevation	1	0.4	0.42	-0.1	-0.18	0	-0.18	-0.21	-0.3	0.23
Slope	0.4	1	0.9	-0.14	0	0.02	-0.07	-0.07	-0.5	0.54
Slope Corripio	0.42	0.9	1	-0.14	-0.06	0.04	-0.12	-0.13	-0.5	0.57
Aspect	-0.1	-0.14	-0.14	1	-0.01	0.01	0	0.01	0.03	-0.14
Profile	-0.18	0	-0.06	-0.01	1	-0.4	0.76	0.84	0.31	-0.03
Plan	0	0.02	0.04	0.01	-0.4	1	-0.74	-0.5	-0.48	-0.01
Roughness	-0.18	-0.07	-0.12	0	0.76	-0.74	1	0.87	0.55	-0.06
TPI	-0.21	-0.07	-0.13	0.01	0.84	-0.5	0.87	1	0.44	-0.07
TWI	-0.3	-0.5	-0.5	0.03	0.31	-0.48	0.55	0.44	1	-0.33
Bewuchs	0.23	0.54	0.57	-0.14	-0.03	-0.01	-0.06	-0.07	-0.33	1

Zhao and Cen (2013) betrachten eine Korrelation als stark ab einem $p > 0.8$. Die meisten Variablen korrelieren nicht stark untereinander. Einige hohe Werte für die Spearman-Korrelation sind auszumachen zwischen Profilkurvatur und TPI (0.84), Profilkurvatur und Rauigkeit (0.76) sowie zwischen Rauigkeit und TPI (0.87). Zwischen den beiden Neigungsalgorithmien ist auch eine hohe Korrelation zustande gekommen (0.90). Dies ist zu erwarten gewesen und nicht weiter problematisch, da die beiden Variablen nie in derselben Modellierung verwendet wurden.

Die kontinuierlichen Variablen werden mittels Streudiagrammen dargestellt (Abbildung 4.15). Die Diagramme wurden im Napfgebiet mit 10m-Auflösung durchgeführt. Dafür wurde eine Subgruppe von 1'000 Pixel erstellt, um die Anzahl Punkte zu reduzieren und dennoch ein repräsentatives Bild zu erhalten. Wie die Tabelle 4.1 bereits anzeigt, weisen die meisten Variablen Korrelationen untereinander auf, die nicht als stark bezeichnet werden können ($p < 0.8$). Die Streudiagramme (Abbildung 4.15) zeigen zusätzlich zur Tabelle 4.1 auf, *wie* die Variablen korrelieren. Die Mehrheit der Variablen korrelieren nichtlinear. Das Streudiagramm zwischen Rauigkeit und TPI hingegen zeugt von einer linearen Beziehung. Dies deutet darauf hin, dass in der Modellierung nicht beide Variablen berücksichtigt werden können.

Aufgrund des Vorhandenseins einer gewissen Redundanz unter den Variablen wurde für die endgültige Selektion eine schrittweise Methode angewandt. Es wurde mittels Logistischer Regression mit einer Rückwärtsselektion die erklärungschwächste Variable aus dem Modell entfernt. Die resultierenden Variablen, die im Modell beibehalten wurden, sind in der Tabelle 4.2 zu sichten.

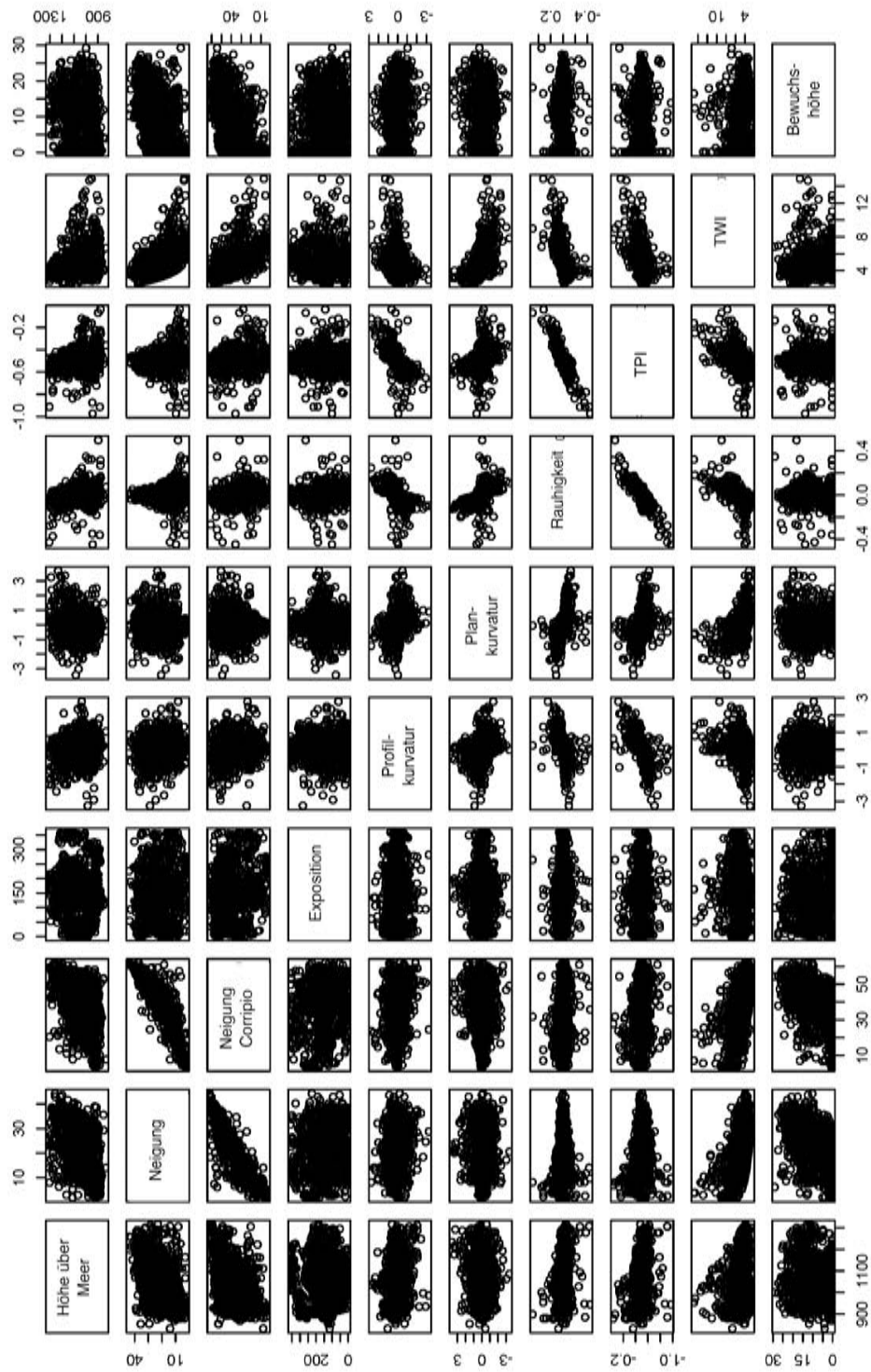


Abbildung 4.15: Die Beziehungen der verwendeten kontinuierlichen Variablen untereinander

Tabelle 4.2: Tabellarische Zusammenfassung der verwendeten erklärenden Variablen

Art	Variable	Typ
Geomorphometrische Variablen	Höhe über Meer	kontinuierlich
	Hangneigung	kontinuierlich
	Exposition	kontinuierlich
	Plankurvatur	kontinuierlich
	Profilkurvatur	kontinuierlich
	Topographic Position Index	kontinuierlich
Vegetationsvariablen	Bewuchshöhe	kontinuierlich
	Waldmischungsgrad	kategorial
Bodenvariablen	Bodentyp	kategorial
Hydrologische Variablen	Topographic Wetness Index	kontinuierlich

4.3.1 Nicht verwendete Daten

In der Literatur werden zu den erwähnten Variablen weitere in die Modellierung einbezogen. Bodentiefe, Niederschlagsverteilung, Drainagekapazität, Geologie, Lithologie, Distanz zu Flüssen oder Strassen weisen eine Relevanz auf mit Rutschungsvorkommnissen. Diese konnten jedoch in der Modellierung nicht berücksichtigt werden, da die Datenmaterialien nicht ausreichend waren. Im Folgenden werden drei Beispiele erwähnt von Variablen, die zu integrieren versucht wurden, jedoch im Laufe des Prozesses verworfen werden mussten.

Niederschlag

Räumliche Niederschlagsverteilungen werden in der Literatur oft als Variable eingesetzt (Duan and Grant, 2000; Bisanti et al., 2005; Chu, 2012). Die Daten des monatlichen Niederschlags sind in der Schweiz in einer Auflösung von 1 x 1 km von MeteoSchweiz bereitgestellt. Da dies für unser Perimeter nicht ausreichend ist, wurde auf den Gebrauch der Niederschlagsdaten verzichtet. Auch die jährlich gemittelte Niederschlagsmenge basiert auf Messstationen, die in durchschnittlicher Entfernung von 15 bis 20 km voneinander liegen. Auch bei diesem Datensatz genügt die räumliche Auflösung nicht den erhobenen Ansprüchen.

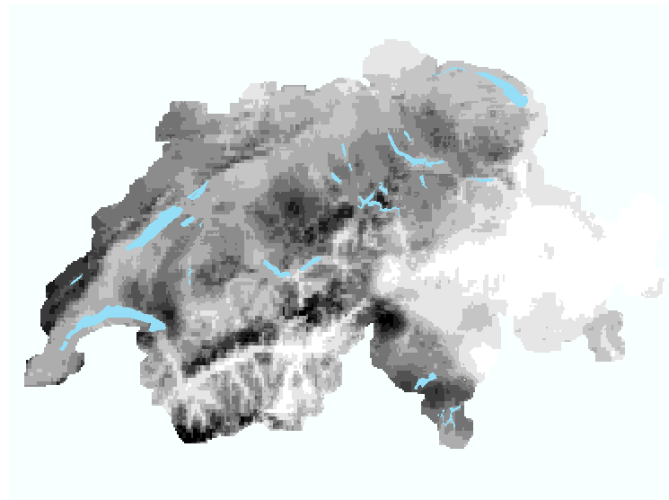


Abbildung 4.16: Beispiel des Niederschlagsradars in der Schweiz

Abbildung 4.16 zeigt die Niederschlagsverteilung gemittelt über das Jahr 2005 auf. Dieser Datensatz beinhaltet informative Zusatzangaben. Wie jedoch auch zu sehen ist, sind die Daten aufgrund der Aufnahmetechnik nur in einem grobmaschigen Zustand erhältlich. Dies macht den Gebrauch in der erwünschten Perimetergrösse unmöglich.

Geologie

Ein ähnliches Bild zeigt sich bei den Daten zur Geologie. Einige Gebiete der Schweiz sind gut dokumentiert auf Kartenblätter mit einem Massstab von 1:25'000. Diese Karten sind nicht flächendeckend und weisen Lücken auf, unter anderem im Napfgebiet. Eine Verwendung der 1:200'000 Karte kommt aufgrund mangelnder Präzision nicht in Frage.

Bodentiefe

Eine Bodentiefenmodellierung basierend auf topographischen Gegebenheiten wurde mangels Verfügbarkeit aller Inputdaten nicht erfolgreich umgesetzt. Das Modell von Segoni et al. (2012) konnte daher keine realistischen Bodentiefenwerte schätzen.

Im Napfperimeter sind die Mächtigkeiten der Rutschungen bekannt. Dadurch ist punktuell Information zur Bodentiefe vorhanden. Der Versuch, mit Interpolationsmethoden flächendeckende Bodentiefenwerte zu generieren wurde unternommen. Allerdings sind die Rutschungsmächtigkeiten nicht zwingend gleichzusetzen mit der Bodentiefe. Weiter ist die Datenverfügbarkeit nur bei Ereignissen trügerisch und kann ein verzerrtes Bild abgeben. Aus diesen Gründen wurde darauf verzichtet, die interpolierten Bodentiefenwerte für die Modellierung zu verwenden.

4.4 Balance oder Unausgeglichenheit

Das Betrachten der Datensätze macht augenfällig, dass das Verhältnis von Nichtrutschungen zu Rutschungen sehr unausgeglichen ist. Dies ist ein gängiges Problem bei Analysen, die mit Naturgefahren zu tun haben. Die Ereignisse, die durch Gefahrenanalysen untersucht werden, sind von Natur aus seltene Prozesse. Das hat zur Folge, dass in den Daten Übergewichte der negativen Fälle (Nichtrutschungen) bestehen (Beguería, 2006b). In der Literatur sind verschiedene Ansätze zu erkennen, wie diese Problematik angegangen wird. Atkinson and Massari (1998) verwenden 1.2% der Pixel als Trainingsdaten mit einer unausgeglichenen Anzahl Rutschungen zu Nichtrutschungen. Bei Ohlmacher and Davis (2003) finden alle Datenpunkte Eingang in die Berechnung, das heisst, eine Unausgeglichenheit wird in Kauf genommen. Dasselbe Verfahren übernehmen Ayalew and Yamagishi (2005). Dai and Lee (2002) benutzen eine ausgeglichene Anzahl Punkte mit Rutschungsan- und abwesenheit.

Pozdnoukhov et al. (2011) schlagen vor, virtuelle Proben zu erstellen. Diese virtuellen Rutschungspunkte werden in der Nähe der echten Rutschungen platziert, innerhalb der Bandbreite einer Beobachtungsunsicherheit oder eines Messfehlers. Pro Rutschung werden 25 virtuelle Rutschungen erstellt. Dadurch wird die Proportion von Rutschungen zu Nichtrutschungen deutlich erhöht.

Pradhan (2012) schlägt vor, eine gleiche Anzahl Punkte von Nichtrutschung zufällig aus der Grundgesamtheit auszuwählen. Dadurch fliessen weniger Punkte in die Berechnungen ein, das Verhältnis von Rutschungen und Nichtrutschungen wäre dann aber ausgeglichen. Auch Brenning (2005) entscheiden sich für ausgeglichene Datenpunkte und verwenden je 50% Rutschungs- und Nichtrutschungspixel in ihrer Untersuchung.

Ein weiteres Verfahren, um die Balance wiederherzustellen wäre das systematische Weglassen von Geländeflächen, die ohnehin nicht durch Rutschungen betroffen sind. Erfahrungsgemäss sind Bereiche ausserhalb Neigungen zwischen 20° und 50° nicht anfällig auf Rutschungen. Diese Bereiche können in den Berechnungen weggelassen werden. Dadurch ist der Anteil Nichtrutschungspunkte erheblich verringert.

In dieser Arbeit wurden beide Methoden (ausgeglichen und unausgeglichen) angewendet. Die Erstellung eines ausgeglichenen Datensatzes mit gleich vielen Rutschungs- und Nichtrutschungspixel basierte auf einer Zufallsauswahl. Die Nichtrutschungspunkte mussten dabei eine Minstdistanz zu Rutschungen aufweisen. Da die anschliessende Validierung systematisch schlechtere Ergebnisse bei Ausgeglichenheit erzielte, setzte sich das Verfahren mit Unausgeglichenheit schlussendlich durch. Das heisst, dass die Kalibrierung jeweils mit allen Pixel eines Perimeters angefertigt wurde.

4.5 Logistische Regression

Logistische Regressionen finden Anwendung bei Fragen der Wahrscheinlichkeit des Eintritts bestimmter Ereignisse und welche Einflussgrößen diese Wahrscheinlichkeit bestimmen. Bei der Betrachtung sogenannter 0/1-Ereignisse oder Komplementäreignisse ergänzen sich deren Eintrittswahrscheinlichkeit in der Summe zu 1 (Backhaus et al., 2006). Typisches Beispiel für 0/1-Ereignisse sind Rutschung oder Nicht-rutschung. Die Logistische Regression ist ein weitverbreitetes Verfahren in der Anfälligkeitserkennung von Rutschungen (Atkinson and Massari, 1998; Dai and Lee, 2002; Ohlmacher and Davis, 2003; Lee, 2005; Guzzetti et al., 2005; Yesilnacar and Topal, 2005; Gorsevski et al., 2006; Mancini et al., 2010; Yilmaz, 2010; Erener and Düzgün, 2011). Bestehen die Ereignisse aus binärer (dichotom oder zweiwertig) abhängiger Variable (Y) mit den Ausprägungen 1 (für Rutschung) und 0 (für Nicht-rutschung), dann stehen die Eintrittswahrscheinlichkeiten P der Ereignisse in der Beziehung (Backhaus et al., 2006):

$$P(y = 0) = 1 - P(y = 1) \quad (4.7)$$

Die Modellierung der Eintrittswahrscheinlichkeiten erfolgt auf der Basis der logistischen Funktion und repräsentiert damit einen nichtlinearen Regressionsansatz. Vorausgesetzt die abhängige Variable ist binär, ist die logistische Link Funktion anwendbar (Atkinson and Massari, 1998). Die logistische Funktion wird auch Linking-Function bezeichnet, weil sie eine Verbindung (Link) zwischen der abhängigen und unabhängigen Variablen im Regressionsmodell herstellt (Backhaus et al., 2006). Damit wird die Regressionsgleichung geschätzt.

$$\text{logit}(Y_{1/0}|X_i = x_i) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n \quad (4.8)$$

Es handelt sich bei *logit* um die Link-Funktion, bei β_0 um das Interzept, bei $n\beta_i$ um die Regressionskoeffizienten und bei nx_i um die unabhängigen Variablen (Hosmer Jr et al., 2013). Logistische Regression wird typischerweise verwendet, wenn gewisse Einflussvariablen kategorial oder nicht normalverteilt sind (Hosmer Jr et al., 2013).

Räumliche Vorhersagen werden modelliert durch eine abhängige Variable und mehreren unabhängigen Variablen, die räumlich kontinuierlich vorhanden sein müssen (Gorsevski et al., 2006). Quantitativ kann die Beziehung zwischen dem Eintreten und dessen Abhängigkeit auf mehrere Variablen folgendermassen ausgedrückt werden:

$$p = 1 - \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (4.9)$$

wobei p der Wahrscheinlichkeit entspricht, dass das Ereignis eintritt. Die Wahrscheinlichkeit vari-

iert zwischen 0 und 1 auf einer S-förmigen Kurve (Lee, 2005). Wobei der Logistische Regressions-Ansatz nichtlineare Abhängigkeit zwischen den Variablen voraussetzt. Die Koeffizienten werden mittels Maximum-Likelihood Kriterien geschätzt (Mancini et al., 2010).

4.6 Geographically Weighted Regression

Bei Regressionskoeffizienten, die aus der Logistischen Regression abgeleitet wurden, wird angenommen, dass sie global gelten (Erdoğan, 2010). Über das Untersuchungsgebiet generiert die Logistische Regression gemittelte Koeffizientenwerte. Diese können aber durchaus innerhalb des Untersuchungsgebietes variieren (Erener and Düzgün, 2010). Nach Mayer and Poschinger (2005) ist eine Eigenschaft von Rutschungen eine “sehr niedrige Wahrscheinlichkeit der Reaktivierung direkt am Ursprungsort des vorigen Auslösungsgebietes des Ereignisses, jedoch sehr hohe Wahrscheinlichkeit neuer Ereignisse in der Nähe dieser Stelle”. Basierend auf der First Law of Geography von Tobler (1970), wonach näher gelegene Dinge stärker verwandt sind als weit entfernte, rechnet die GWR lokale Regressionskoeffizienten. Nach dieser Erkenntnis sind Gewichtungen von Beobachtungen nicht konstant, sondern eine Funktion geographischer Lokalität (Chu, 2012). Im Gegensatz zu den beschriebenen globalen Regressionsmodellen berücksichtigt die GWR lokal variierende Gewichtungen der Variablen.

Ist ein Phänomen räumlicher Natur, kann das Aufnehmen der räumlichen Korrelation in die Modellierung die Performanz verbessern. Die GWR erlaubt die Schätzung lokaler Variablen, die ortsspezifisch sind. Folgedessen kann die Methode helfen, die Faktoren, welche Rutschungsvorkommnisse begünstigen, lokal zu verstehen. Der Mechanismus dahinter gründet auf dem Abrufen separater Regressionsgleichungen für jede räumliche Zone. Diese beruht auf einem Kernel, der so adaptiert wird, dass die benachbarten Flächen gewichtet werden. Dies basierend auf einer Distanz-Abnahme Funktion (Fotheringham et al., 2003). Die Distanz-Abnahme kann auf verschiedene Funktionen zurückgeführt werden. Am bekanntesten ist die Gaussche Abnahmekurve.

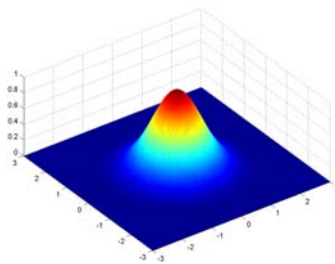


Abbildung 4.17: Gaussche Funktion²

²http://en.wikipedia.org/wiki/Gaussian_function, Zugriff am 30.1.2014

Die Gewichtung der Daten nimmt mit der Gausschen Kurve ab bei grösser werdender Distanz zwischen zwei Punkten. Ein logistisches GWR-Modell kann definiert werden als:

$$\ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \sum \beta_i(u_i, v_i)x_i \quad (4.10)$$

indem p_i die Wahrscheinlichkeit des Rutschungseintretens am Ort i mit den Koordinaten (u_i, v_i) und $\beta_i(u_i, v_i)$ die lokalen Variablenschätzungen der Faktoren x_i in der Position (u_i, v_i) darstellt, welche dieses Eintreten bestimmen (Fotheringham et al., 2003). Nicht nur die Modellvariablen, auch die Residuen unterliegen einer räumlichen Abhängigkeit. Diese Eigenschaft kann visualisiert werden, indem die Residuen einer globalen Regression kartiert werden. Benachbarte Residuen besitzen ähnliches Ausmass und Grösse. Sind räumliche Strukturen des Standardfehlers festzustellen, kann davon ausgegangen werden, dass das Modell ineffizient ist. Räumliche Struktur der Daten bedeutet, dass der Wert der abhängigen Variablen in einer räumlichen Einheit durch die unabhängigen Variablen in nahen Einheiten beeinflusst wird. Dies führt zu Variablenschätzungen, die sowohl voreingenommen als auch ineffizient sind. Eine tendenziöse Schätzung ist eine, die entweder zu hoch oder zu niedrig ist als der wahre unbekannte Wert (Charlton et al., 2009). Räumliche Heterogenität ist ein weiteres Phänomen in der räumlichen Modellierung. Wird eine Regressionsfunktion über eine Fläche angepasst, geht man von einer Konstanz der Beziehung der Variablen untereinander aus. Die Stärke der Beziehungen kann jedoch im Raum zu- oder abnehmen. Unter der Berücksichtigung Toblers' Beobachtung über Nähe und Ähnlichkeit erwarten wir, dass Schätzungen einer Variablen in der nahen Umgebung ein grösseres Gewicht erhalten als Punkte, die weiter entfernt sind. Jedes Pixel erhält einmalige lokale Regressionskoeffizienten, die das Verhältnis der Variablen widerspiegeln (Erener and Düzgün, 2010). Die Berechnungen der GWR Methode wurden mit der Software GWR 4.0 angefertigt.

Da die Koeffizienten der GWR Methoden nicht global sind, kann nicht eine aus Trainingsdaten hervorgebrachte Regressionsgleichung auf die Testdaten übertragen und validiert werden. Damit trotzdem unabhängige Validierungsdaten vorliegen, wurde die Fläche innerhalb der Trainingspunkte interpoliert. Dafür wurde der Kriging-Algorithmus verwendet. Danach wurde das Validierungsverfahren für die Testpunkte angewendet.

4.6.1 Kriging

Interpolation beschreibt den Prozess der Vorhersage von Werten an Stellen, an denen keine Messung vorliegt, die jedoch innerhalb von Messpunkten liegt (Burrough et al., 1998). Der Vorgang kreiert kontinuierliche Datensätze aus Punktdaten. Kriging ist ein Verfahren der Geostatistik. Diese Interpolationstechnik schätzt die räumliche Varianz mittels Semivariogrammen. Oliver and Webster (1990) sehen in dem Kriging-Algorithmus einen optimalen Interpolator, da die Varianzen minimiert werden und die Schätzungen erwartungstreu sind. Für die Berechnung eines Punktes werden die dafür verwendeten Nachbarn nach Abstände gewichtet. Dies erlaubt auch bei räumlichen Clustern von Punkten eine realistische Schätzung (Oliver and Webster, 1990).

4.7 Räumliche Autokorrelation und Moran's I

Ein Problem mit herkömmlichen statistischen Methoden in der räumlichen Modellierung ist deren Annahme, dass die Daten statistisch unabhängig sind. Aber räumliche Daten sind immer voneinander abhängig. Dieses Phänomen ist als räumliche Autokorrelation bekannt. Werte in kleiner Entfernung sind ähnlicher als zufällige Paare von Beobachtungen. Oder anders ausgedrückt, bei räumlicher Abhängigkeit haben benachbarte Einheiten einen höheren Grad an räumlicher Korrelation als Einheiten, die weiter voneinander entfernt sind (Overmars et al., 2003).

Da die Logistische Regression unabhängige Beobachtungen annimmt und voraussetzt, können die Annahmen über die Bedeutung und Stärke eines Zusammenhangs über- oder unterschätzt werden. Deshalb ist es naheliegend, nach der Modellierung die Clusterung der Modellresiduen zu analysieren. Dazu existieren verschiedene Methoden. Unter den bekannteren ist die Methode nach Moran's I (Moran, 1950). Die Berechnungen zu Moran's I werden in ArcGIS durchgeführt.

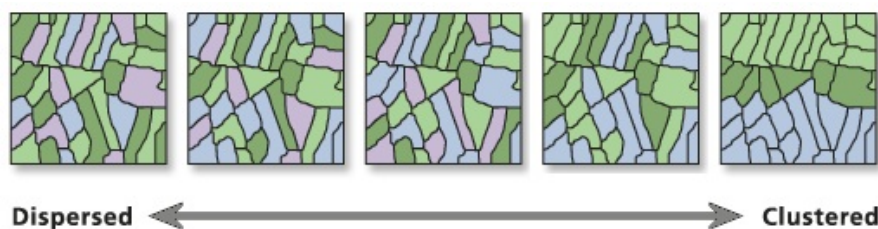


Abbildung 4.18: Abstufungen von verteilt bis geclustert ³

³ESRI, Zugriff am 15.4.2014

4.8 Räumliche Nichtstationarität

Räumliche Phänomene können potentielle Variabilität im Raumgefüge aufweisen. Nach Fotheringham et al. (2003) existiert räumliche Nichtstationarität zwischen den Variablenbeziehungen aus drei Hauptgründen. Erstens können räumliche Variationen bestehen, da die Daten unterschiedlich aufgenommen wurden. Zweitens sind die Beziehungen der Variablen untereinander intrinsisch unterschiedlich verteilt im Raum. Und drittens werden aufgrund der Schwierigkeit, die Realität zu modellieren, Variablen fehlen oder werden weggelassen. Oder sie werden durch eine fehlerhafte funktionale Form repräsentiert. Chalkias et al. (2011, 2014) finden in ihrem Untersuchungsgebiet variierende Beiträge aller erklärenden Variablen. Deshalb untermauern sie die Notwendigkeit einer Untersuchung der Nichtstationarität. Weiter wird empfohlen, eine Variablenprüfung der Nichtstationarität in den Prozess aller Anfälligkeitskartierungen zu integrieren (Chalkias et al., 2014).

4.9 Validierung und Datenpartition

Die Validierung ist für die Anfälligkeitsmodellierung ein unerlässlicher Schritt (Brenning, 2005; Beguería, 2006b; Gorsevski et al., 2006). Da die Umweltbedingungen stets wandeln, natürlichen Veränderungen oder menschlichen Eingriffen zufolge, steigt die Notwendigkeit der Validierung. Die Validierung der Anfälligkeitskarten von Rutschungen ist essentiell (Chung and Fabbri, 2003; Meusburger et al., 2009). Um aussagekräftige Validierungswerte zu erlangen, sind die Datenpunkte des Untersuchungsgebietes in Trainings- und Testdaten zu unterteilen. Brenning (2005) bestätigt, dass viele publizierte Arbeiten die Vorhersageleistung an den Trainingsdaten messen. Dies führt zu einer zu optimistischen Erfolgsquote, verglichen mit der Validierung an einem unabhängigen Testdatensatz (Brenning, 2005).

Die aussagekräftigste Validierung würde mit zukünftigen Rutschungen erzielt werden. Da dies aber nicht umsetzbar ist, wird ein Teil der vergangenen Rutschungen verwendet. Ohne diese Aufteilung ist eine unabhängige Validierung nicht möglich. Chung and Fabbri (2003) schlagen drei Strategien vor, um einen unabhängigen Validierungsdatensatz zu erstellen:

1. Zufällige Zweiteilung aller Datenpunkte
2. Die Analyse wird mit Rutschungspunkten einer Zeitperiode angefertigt und mit Rutschungspunkten einer anderen Zeitperiode validiert
3. Kreuzvalidierung (Chung and Fabbri, 2003)

In dieser Studie wird der erste Ansatz angewandt. Das heisst, für den Validierungsschritt wurden die Datenpunkte in einen Trainings- und Testdatensatz mit je 50 % der Punkte unterteilt. Die Punkte wurden durch einen Zufallsauswahl-Algorithmus zweigeteilt. Eine wichtige Eigenschaft der Objekte des Testdatensatzes ist die Unabhängigkeit von den Objekten des Trainingsdatensatzes. Dies stellt ein Problem dar im Kontext räumlicher Daten. Unabhängigkeit zweier Objekte kann nur garantiert werden, wenn die Distanz dazwischen einen Schwellenwert übertrifft (Brenning, 2005).

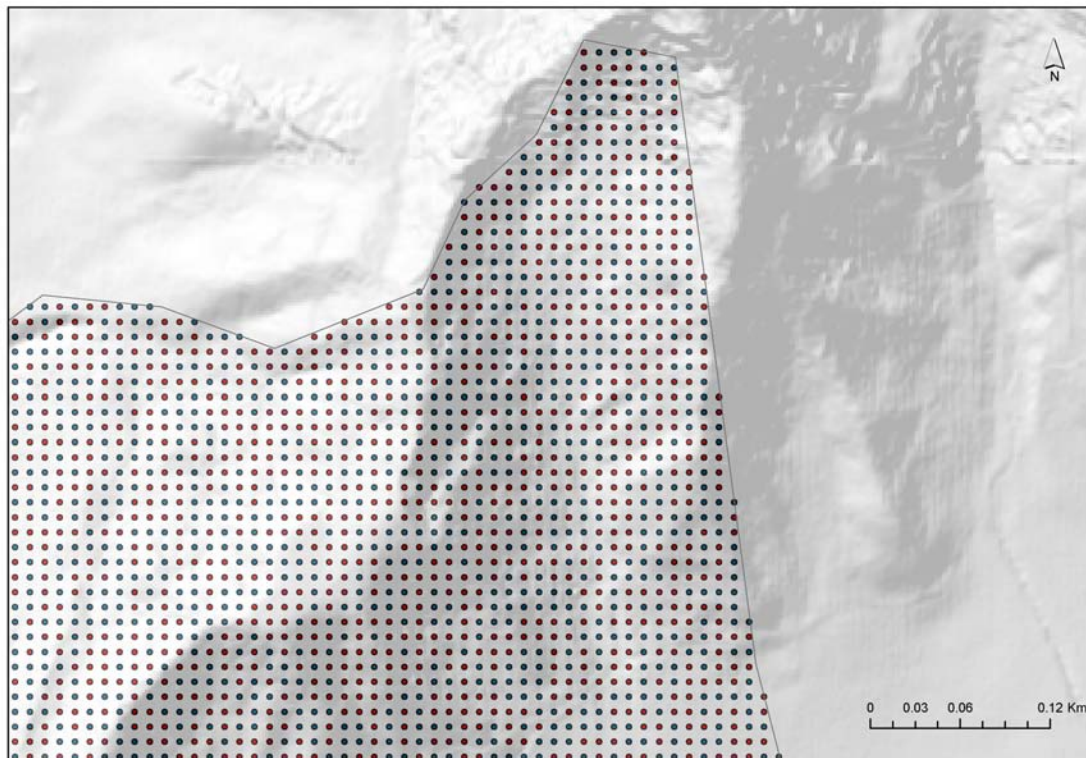


Abbildung 4.19: Datenpartition in Kalibrierungspunkte (rot) und Validierungspunkte (blau)

In der Abbildung 4.19 ist zu erkennen, dass zufällig die Hälfte der Datenpunkte in den Trainingsdatensatz (Kalibrierung) und die andere Hälfte in den Testdatensatz (Validierung) fallen. Dabei dürfen keine räumliche Muster auftreten.

4.9.1 Fehlerrate

Die Missklassifikationsrate oder Fehlerrate ist ein Mass für die Performanz eines Modells. Definiert wird sie durch das gesamte Verhältnis der Objekte in einem Datensatz die falsch klassiert

wurden. Das heisst in unserem Fall, Erdrutsch-Punkte, die als Nichtrutschungs-Punkte eingeteilt wurden (falsch negativ) und Nichtrutschungs-Punkte, die fälschlicherweise als Rutschungen klassiert wurden (falsch positiv) (Brenning, 2005). Die Schwierigkeit solcher Klassierungen liegt darin, dass ein Schwellenwert gesetzt werden muss, wovon die Ergebnisse stark abhängen.

4.9.2 Konfusionsmatrix

Die Konfusionsmatrix bildet den Anfang eines Validierungsprozesses. Dabei werden positive und negative Vorhersagen mit den Beobachtungswerten verglichen (Beguería, 2006b). In gewöhnlichen Klassifikationsstudien sind falsch negativ und falsch positiv lediglich Punkte, die nicht in die richtige Klasse eingeteilt wurden. Bei Gefahrenanalysen jedoch handelt es sich um seltene Ereignisse, die nicht in der Zeitperiode der Studie eingetreten sind, aber in der Zukunft jederzeit erfolgen können. Falsch positiv, in diesem Kontext, können echte Missklassifikation darstellen, aber eben auch stark anfällige Stellen abbilden, in denen noch kein Ereignis eingetreten ist. Das bedeutet, dass Stellen mit falsch positiven Pixel Anfälligkeit entwickeln können (Beguería, 2006b).

Tabelle 4.3: Konfusionsmatrix mit beobachteten und geschätzten Werten nach Beguería (2006b)

Predicted	Observed	
	X ₁	X ₀
X' ₁	a	b
X' ₀	c	d

Aus dieser Tabelle lassen sich nun die Erfolgsrate (*engl. success rate*) und die Schätzungsrate (*engl. prediction rate*) ableiten (Brenning, 2005). Diese Grössen hängen jedoch zu einem grossen Teil von der vorherrschenden positiven oder negativen Kategorie ab (Beguería, 2006b), nämlich von dem Verhältnis von falsch positiv zu falsch negativ. Deshalb schlägt Beguería (2006b) vor, davon unbeeinflusste Werte beizuziehen. Sensitivität und Spezifität gelten als solche. Die Sensitivität beschreibt den Anteil von positiven Beobachtungen, die korrekt klassifiziert wurden und Spezifität die Anteile negativer Beobachtungen, die ebenfalls richtig klassiert wurden. Die Sensitivität und Spezifität werden gemäss Beguería (2006b) folgendermassen umschrieben:

$$\text{Sensitivität} = \frac{a}{(a + c)} \quad \text{Spezifität} = \frac{d}{(b + d)} \quad (4.11)$$

4.9.3 Receiver Operating Characteristics

Die Receiver Operating Characteristics (ROC) Kurve ist eine weitverbreitete Methode, um die Modellgenauigkeit eines diagnostischen Tests zu überprüfen (Brenning, 2005; Gorsevski et al., 2006; Meusburger et al., 2009; von Ruette et al., 2011). Die ROC liefert Werte über die Güte einer Differenzierung zweier Klassen von Ereignissen und visualisiert Klassifikatorperformanz (Gorsevski et al., 2006). Die ROC-Kurve wird erreicht durch das Plotten aller Kombinationen von Sensitivitäten (auf der y-Achse) und Spezifitäten (auf der x-Achse).

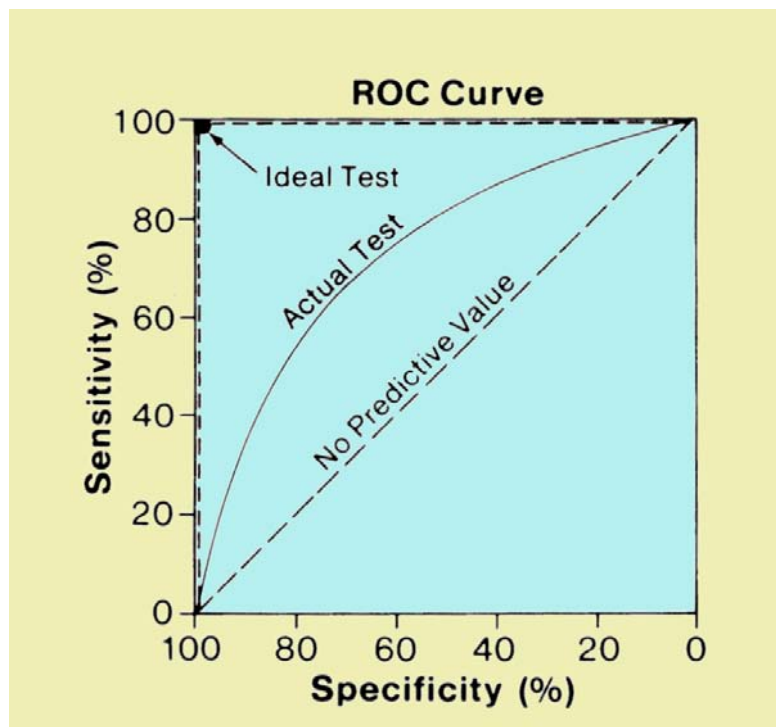


Abbildung 4.20: Schematische Darstellung einer ROC-Kurve⁴

Diese Werte indizieren die Fähigkeit des Modells, korrekt zwischen positiven und negativen Beobachtungen zu differenzieren. Die globale Genauigkeit des Modells kann mit der Area Under the Curve (AUC) festgesetzt werden. Die AUC wird berechnet, indem die Flächen der Polygone zwischen den Schwellenwerten aufaddiert werden (Beguería, 2006b). Diese Schwellenwert-unabhängige Methode kann Werte zwischen 0.5 und 1 annehmen (Brenning, 2005). Wobei 1 einer perfekten Diskrimination entspricht und Werte um 0.5 keine Steigerung gegenüber einer zufallsbedingten Einteilung erreichen. Dies wird durch die Diagonale in Abbildung 4.20 repräsentiert.

⁴www.sprawls.org/ppmi2/IMGCHAR/, Zugriff am 30.1.2014

Yesilnacar and Topal (2005) formulieren Richtwerte zu verschiedenen AUC-Ergebnissen, die eine Deutung der Resultate ermöglichen.

Tabelle 4.4: AUC-Werte und ihre Bedeutung adaptiert nach Yesilnacar and Topal (2005)

AUC	Bedeutung
1.0 - 0.9	exzellent
0.9 - 0.8	sehr gut
0.8 - 0.7	gut
0.7 - 0.6	durchschnittlich
0.6 - 0.5	schlecht

5 | Resultate und Interpretation

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse aufgezeigt, zu welchen die angewandten Methoden geführt haben. Die Visualisierungen der Modellergebnisse und deren Validierungswerte werden präsentiert, kurz beschrieben und interpretiert.

5.1 Beziehungen zwischen Rutschungen und Variablen

In einem primären Schritt wurde eine Subgruppe erstellt mit gleich vielen Rutschungs- und Nichtrutschungspunkten (je 87). Der Kurvenverlauf in Abbildung 5.1 nach Zhao and Cen (2013) zeigt für die jeweilige Variable, ob die Tendenz eher zu Rutschung (1) oder Nichtrutschung (0) zeigt. Auffallend ist, dass die Rutschungen über alle Höhenlagen hinweg verteilt sind, in mittleren Lagen etwas seltener, jedoch ungefähr im Gleichgewicht. Die beiden Neigungsalgorithmen weisen interessante Unterschiede auf. Während die gewöhnliche Neigung bei immer steiler werdendem Gefälle vermehrt die Tendenz zu Rutschungen anzeigt, verhält sich dies bei der Neigung nach Corripio (2003) anders. Dort gibt es einen Höchststand, respektive wird eine gewisse Neigung (um 50°) überschritten, sind Rutschungen wieder seltener anzutreffen.

Die Exposition und Profilkurvatur nehmen keine bestimmte Form an, die Tendenzkurve scheint eher zufällig zustande gekommen zu sein. Die Plankurvatur hingegen besitzt stärkere Indizien auf Rutschungen. Die klar verlaufende Kurve deutet darauf hin, dass Rutschungen öfters vorkommen, wenn die Plankurvaturwerte gering sind.

Die Rauigkeit als auch der TPI nehmen eine Kurvenform an mit einem Höchststand in der Mitte. Daraus handfeste Tendenzen herauszulesen erweist sich als schwierig. Der TWI spitzt sich wiederum mit mehr Deutlichkeit zu. Werte zwischen 4 und 5 geben dabei die deutlichsten Indizien für Rutschungsvorkommen. Zuletzt steht die Bewuchshöhe, bei der bei höherem Bewuchs weniger Rutschungen auszumachen sind. Das heisst, durchwurzelte Böden sind im Untersuchungsgebiet stabiler.

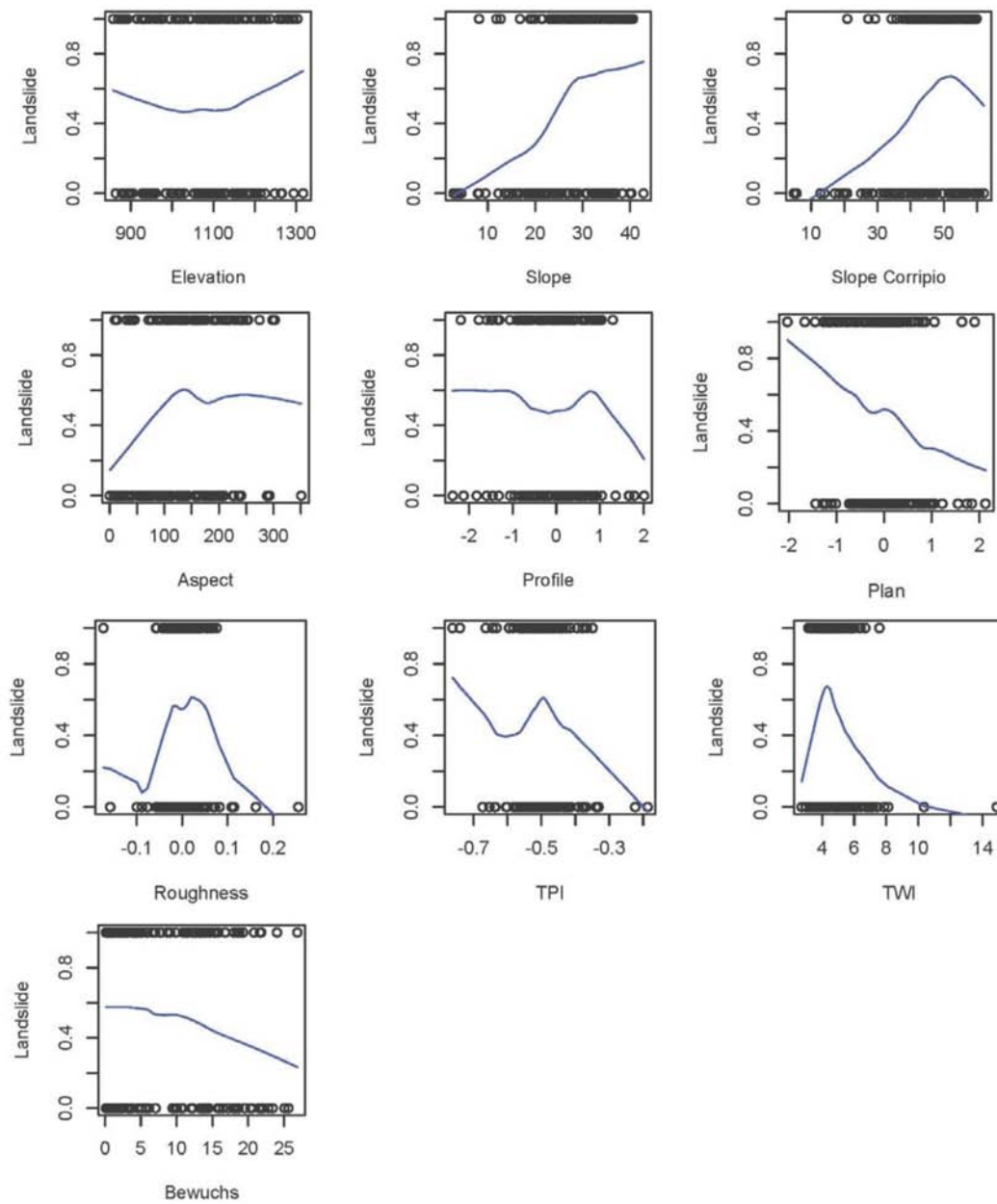


Abbildung 5.1: Die Beziehungen von Rutschungen zu den kontinuierlichen Variablen

5.2 Signifikanzuntersuchung

Die Variablen sind bei verschiedenen Auflösungen unterschiedlich signifikant in der Modellierung mit der Logistischen Regression. Gewisse Variablen (TPI) sind nur bei besser aufgelösten Hintergrunddaten signifikant für die Modellierung, während andere Variablen (Bewuchshöhe) nur bei größerer Auflösung Signifikanz aufweisen. Interessanterweise überschreitet die Plankurvatur nur in der mittleren Auflösung (10m) das Signifikanzniveau. Auch der Signifikanzverlauf des TWI nimmt eine ähnliche Form an, überschreitet aber im Gegensatz nie das entscheidende Niveau.

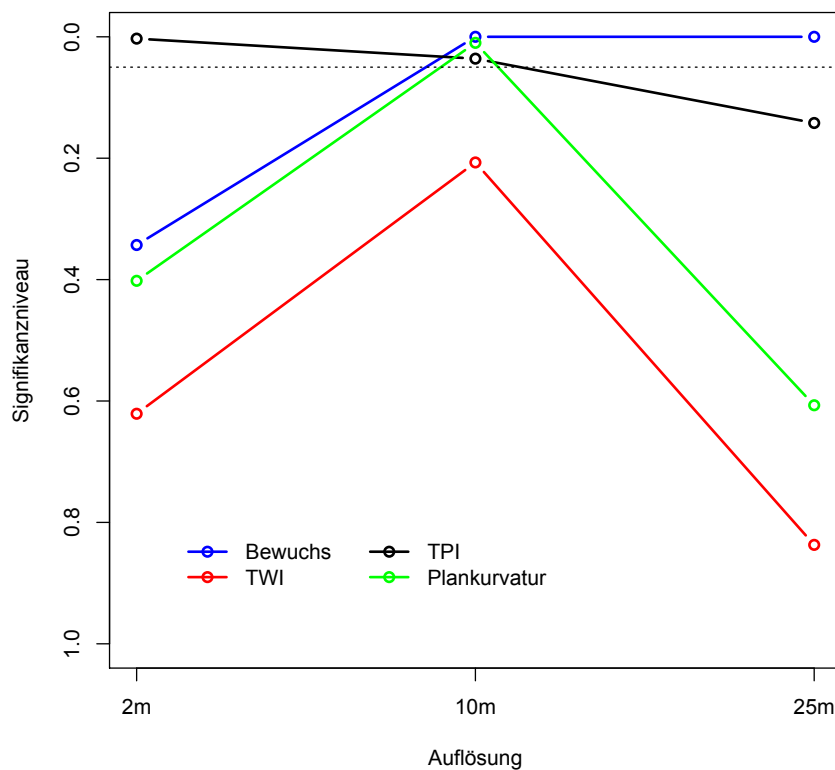


Abbildung 5.2: Signifikanz der Variablen Bewuchshöhe, TWI, TPI im Vergleich bei verschiedenen Auflösungen

Die gestrichelte Linie in Abbildung 5.2 dient als Referenz für das 95%-Konfidenzintervall. Das bedeutet, Variablen welche diese Linie nicht überschreiten weisen keine bis geringe Relevanz in der Modellierung auf. In der 10m-Auflösung fallen von den dargestellten Variablen am meisten über das Signifikanzniveau. Abbildung 5.2 deutet darauf hin, dass die mittlere Auflösung (10m)

wahrscheinlich am besten geeignet ist, um die Rutschungswahrscheinlichkeit zu modellieren. Die übrigen Variablen wurden ebenfalls angeschaut; deren Signifikanzverlauf ist jedoch weniger sensibel bezüglich der Auflösung.

5.3 Auflösungen im Vergleich

Nach Florinsky (1998) liegt in der Auswahl der DHM-Auflösung eine schwierige Herausforderung. Nach ihren Kriterien muss die Pixelweite eine spezifizierte Genauigkeit der Oberflächenpräsentation erfüllen durch die Verwendung eines Minimums an Datenpunkten. Die Auflösung der Hintergrunddaten bestimmt die Ergebnisse aller Variablen. Die Rasterweite des DHMs nimmt so massgeblich Einfluss in die Modellierung der Rutschungsanfälligkeiten. Anhand der Darlegung der Hangneigung und inwiefern die Verteilung über die drei Auflösungen variiert wird aufgezeigt, welche Wichtigkeit in der Wahl der Auflösung liegt.

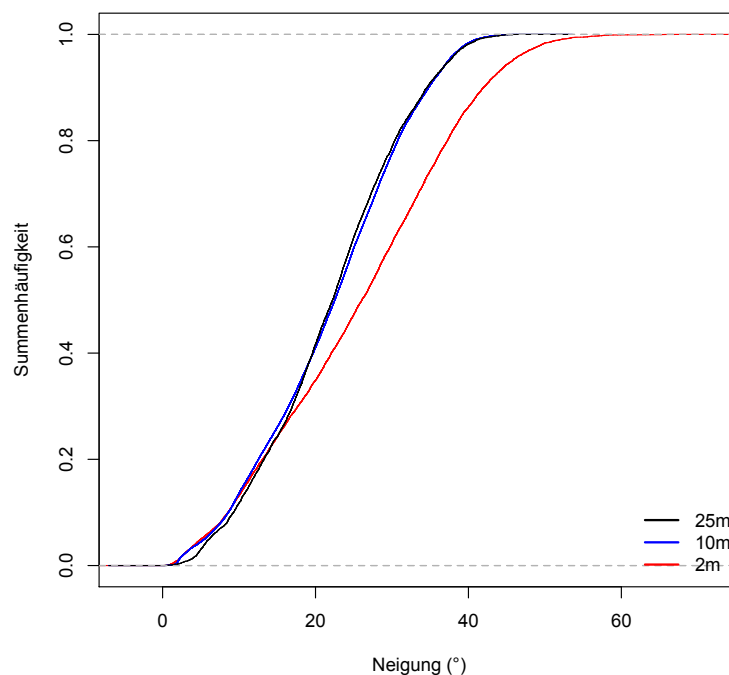


Abbildung 5.3: Summenhäufigkeit der Neigung 25m, 10m und 2m im Vergleich

Die Abbildung 5.3 lässt erkennen, dass die Wahl der Auflösung eine entscheidende Rolle spielt bei den Berechnungen, die aus dem DHM abgeleitet werden. Die Hangneigungen weisen bei den

verschiedenen Auflösungen andere Verteilungen auf. Bemerkenswert ist, dass vor allem grosse Unterschiede zur 2m-Auflösung bestehen. Die 2m-Auflösung zeigt mehr Neigungen im steileren Bereich (zwischen 20° und 60°). Die 10m und 25m-Auflösungen besitzen erstaunlicherweise sehr ähnliche Verteilungen.

5.4 Logistische Regression unter verschiedenen Auflösungen

In diesem Abschnitt werden die Auflösungen 25m, 10m und 2m im Napfperimeter miteinander verglichen. Dabei diene eine Logistische Regression mit 10 Variablen (vgl. Tabelle 4.2) als Vergleichsbasis. Für die Berechnung der Regressionsfunktion flossen alle Punkte des Perimeters ein. Bei der Validierung mittels ROC-Plot wurde für die Auflösungen 10m und 2m ein Sampling von 10'000 Pixel verwendet, um die Rechenzeit zu minimieren. Die Rutschungspixel (87 in der Anzahl) ist in allen Auflösungen gleich.

Die Abbildung 5.4 verifiziert die Vermutung, dass die 10m-Auflösung am besten geeignet ist, die flachgründigen Rutschungen aus dem WSL-Inventar zu repräsentieren. Die besten Validierungsergebnisse liefert die 10m-Auflösung mit einem Wert von 0.838. Nach Yesilnacar and Topal (2005) handelt es sich um ein *sehr gutes* Resultat.

Die 2m-Auflösung erzielt überraschenderweise ein weniger gutes Resultat (0.768), das jedoch immer noch als *gut* einzustufen ist. Das 2m-Modell schneidet besser ab als das Modell mit 25m-Auflösung. Die 25m-Auflösung genügt nicht, um die topographischen Bedingungen genügend realistisch darzustellen, dass dadurch die Rutschungsereignisse erklärt werden können.

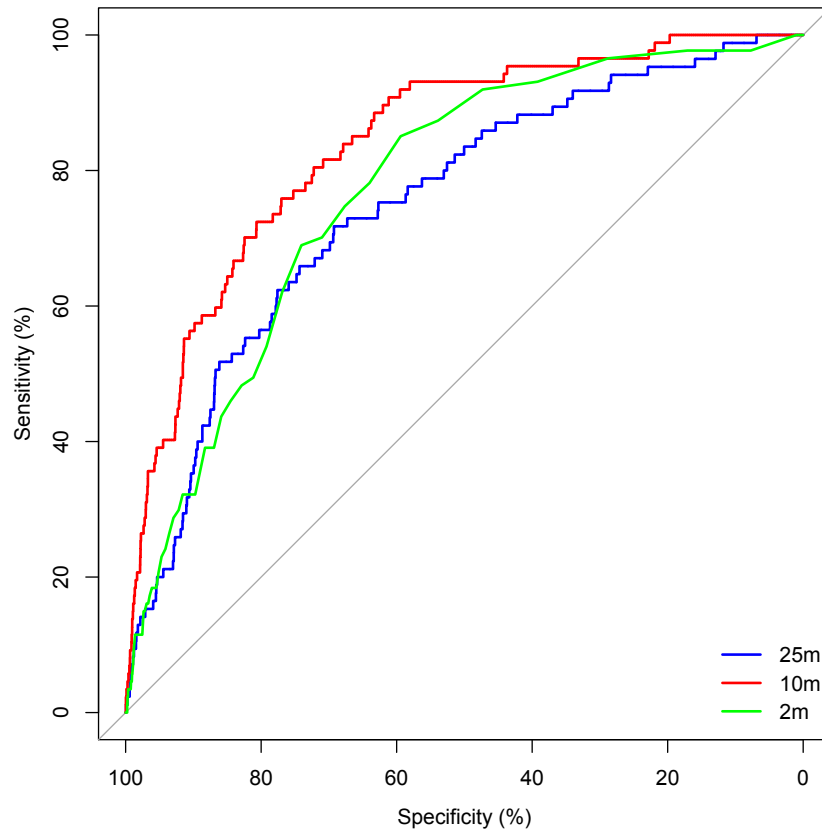


Abbildung 5.4: ROC-Kurve der Logistischen Regressionen auf 25m, 10m und 2m im Vergleich

Wie Mancini et al. (2010) suggerieren, ist eine feinere Auflösung nicht zwingend gekoppelt mit einer Erhöhung der Genauigkeit der abgeleiteten Variablen. Eine gröbere Auflösung, welche die Hangeigenschaften besser repräsentiert, kann auch genauer Variablen definieren, die im Hangrutschmechanismus involviert sind. Es bestätigt sich, wie Florinsky (1998) bestimmen, dass ein Maximum an Oberflächenrepräsentation mit einem Minimum an Datenpunkten die besten Ergebnisse liefern.

Mancini et al. (2010) geben als Beispiel die Neigungsberechnung. Bei deren Kalkulierung unter feinaufgelösten DHMs können morphologische Eigenschaften einer feinen Skala einberechnet werden, die mit dem Phänomen Neigung nicht verknüpft sind. Die anschließende Koppelung dieser Variablen mit Rutschungsorten durch statistische Methoden kann die Korrelation zwischen den Variablen und den Rutschungsereignissen beeinträchtigen.

Ein weiterer Erklärungsversuch liegt in der Unsicherheit, welche das 2m-DHM innehat. Potentielle Messungs- und Interpolationsungenauigkeiten bei der Prozessierung des Rohmodells sind

bei der 2m-Auflösung von grösserer Tragweite. Jeder Fehler wirkt sich ungefiltert auf die Folgeberechnungen aus, was unter Umständen zu fehlerhaften Variablen führen kann (Florinsky, 1998). Das 10m-DHM hingegen, das aus dem 2m DHM abgeleitet wurde, weist eine geglättete Oberfläche auf, bei der einzelne Messfehler des DHMs nicht dieselben Auswirkungen haben, da der Durchschnitt mehrerer 2m-Pixel zu einem 10m-Pixel führt. Einzelne Ausreisser dürften deshalb im 10m-DHM eine untergeordnete Rolle spielen. Ob dieser Zusammenhang tatsächlich zu besseren Ergebnissen der 10m-Auflösung beigesteuert oder gar dazu geführt hat, kann jedoch im Rahmen dieser Arbeit nicht genauer untersucht werden.

Tabelle 5.1: AUC-Werte im Napfperimeter für drei Auflösungen validiert auf allen [alle] und auf unabhängigen Testpunkten [Test]

Wo	Auflösung	Methode	Variablen	Validierungspunkte	AUC
Napf	25m	LR	alle (vgl. Tabelle 4.2)	alle	0.755
		LR	alle (vgl. Tabelle 4.2)	Test	0.697
	10m	LR	alle (vgl. Tabelle 4.2)	alle	0.838
		LR	alle (vgl. Tabelle 4.2)	Test	0.814
	2m	LR	alle (vgl. Tabelle 4.2)	alle	0.768
		LR	alle (vgl. Tabelle 4.2)	Test	0.659

5.5 Erklärungsbeiträge der Variablen

Sämtliche Variablen werden einzeln darauf untersucht, inwiefern sie die Rutschungen erklären können. Sind tiefe AUC-Werte vorhanden, kann davon ausgegangen werden, dass die entsprechende Variable nicht grosse Anteile beisteuert, damit eine realistische Eintretenswahrscheinlichkeit aufgestellt werden kann. In diesem Falle kann vermutet werden, dass die Ereignisse nicht von denjenigen Variablen abhängen. Oder die Vermessungen der Variable sind nicht in einem Umfang oder Detailgrad vorhanden, die es erlauben würde den besteuernden Effekt wahrzunehmen.

Zusätzlich kann der Fall eintreffen, dass Variablen alleine keine Rutschungsverteilung zu erklären vermögen, in Kombination mit anderen Variablen jedoch einen positiven Effekt hervorrufen. Aus diesen Überlegungen ist es sicher sinnvoll, alle Variablen einzeln zu betrachten. Dies ermöglicht einen Einblick in die Erklärungsanteile der Variablen. Zu beachten ist jedoch auch, dass die einzeln in Beziehung zu den Rutschungen gesetzten Variablen nicht als abschliessendes Urteil über dessen Relevanz angesehen werden kann. Die Signifikanz gilt es immer in der Variablenkombination zu betrachten.

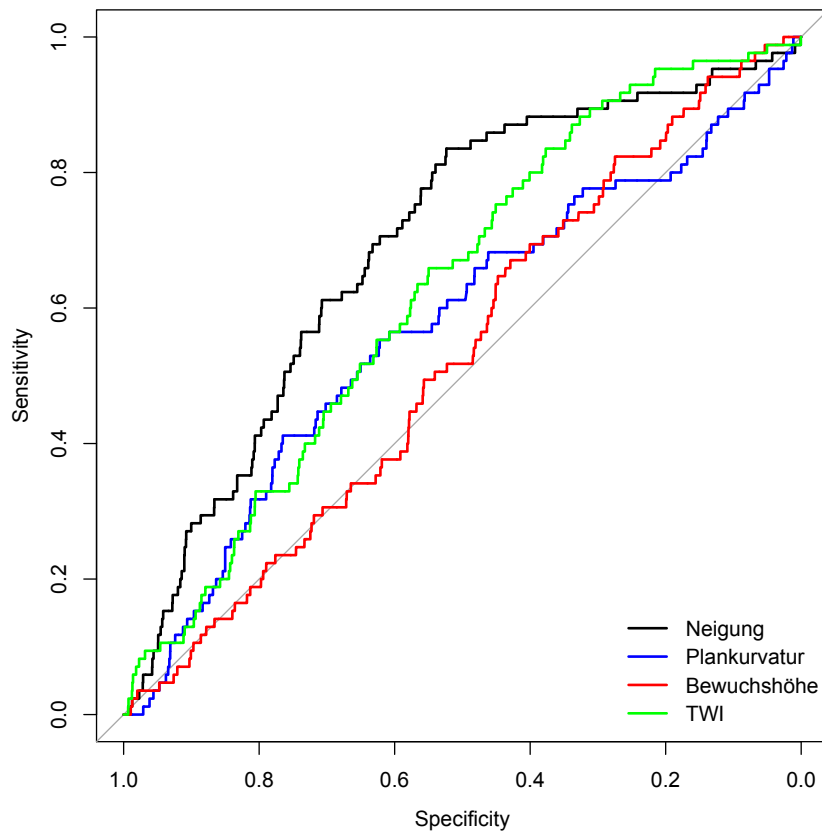


Abbildung 5.5: Neigung, Plankurvatur, Bewuchshöhe und TWI im Vergleich im Napfgebiet bei 25m-Auflösung

Die Neigung, Plankurvatur, Bewuchshöhe und TWI erklären die Rutschungen ziemlich gut. Übereinstimmend mit von Ruette et al. (2011); Gorsevski et al. (2006); Erener and Düzgün (2011); Meusbürger et al. (2009); Jiménez-Perálvarez et al. (2009) ist die Hangneigung das zentrale Element einer Rutschungsmodellierung und leistet daher einen grossen Beitrag. In dieser Auflösung (25m) ist der Erklärungsbeitrag des TWIs überdies von Wichtigkeit. Die Plankurvatur steuert auch einen Anteil an die Erklärung der Rutschungsverteilung bei. Die Bewuchshöhe kann in dieser Auflösung nicht in den Vordergrund treten. Jedoch ist deren Zusammenhang mit Rutschungen bei geringeren Auflösungen (2m und 10m) bedeutsamer.

Auf der anderen Seite haben wir Variablen, deren Einfluss geringer ist. Unter diesem Gesichtspunkt werden die Variablen nun einzeln untersucht, deren Beitrag eher als schwach einzustufen ist (Abbildung 5.6).

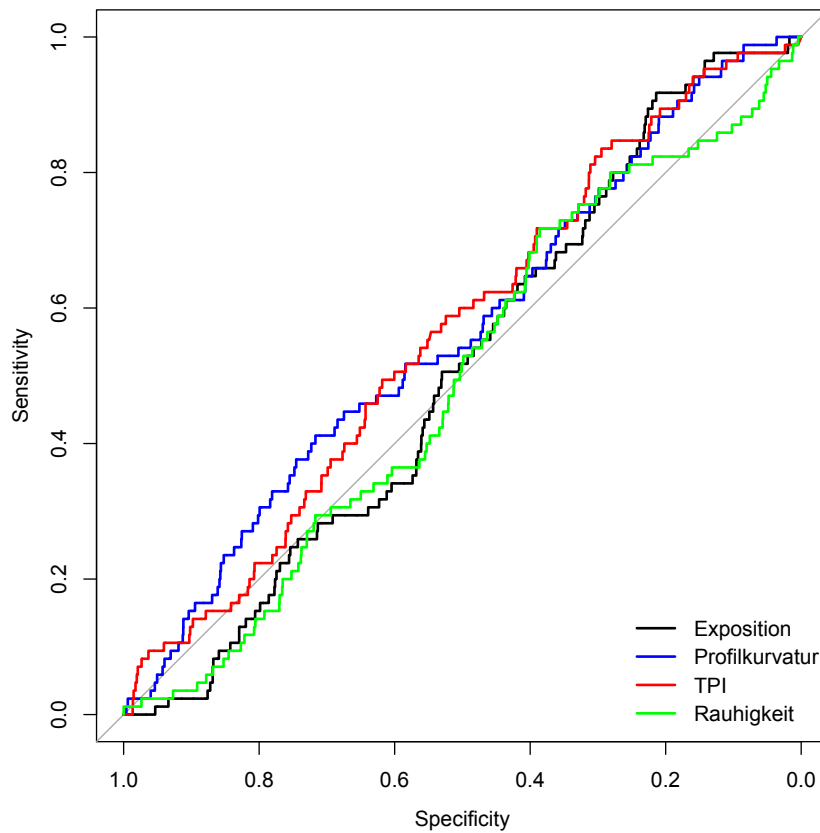


Abbildung 5.6: Exposition, Profilkurvatur, TPI und Rauhigkeit im Vergleich im Napfgebiet bei 25m-Auflösung

Der Einfluss der Variablen in Abbildung 5.6 ist gering einzustufen. Da sich alle Variablen nah bei der Diagonalen bewegen, ist ihr erklärender Anteil an der Rutschungswahrscheinlichkeit von kleinem Ausmass. Dies kann sich jedoch im selben Untersuchungsgebiet, wie in Abbildung 5.2 ersichtlich wird, von der feinen zur groben Auflösung stark verändern. Im Verhältnis weisen die Profilkurvatur und der TPI die besten AUC-Werte auf. Die Exposition als auch die Rauhigkeit vermögen auf der 25m-Auflösungen nicht grosse Erklärungsbeiträge zu leisten.

5.6 Untersuchungen zur Hangneigung

Aufgrund der Wichtigkeit der Variable Hangneigung wurde alternativ zum Standardalgorithmus von Zevenbergen and Thorne (1987) der vektorielle Algorithmus von Corripio (2003) im Untersuchungsgebiet implementiert. Das kleinere Fenster sorgt für bessere Erfassung von rauen

Oberflächen und Extremwerten.

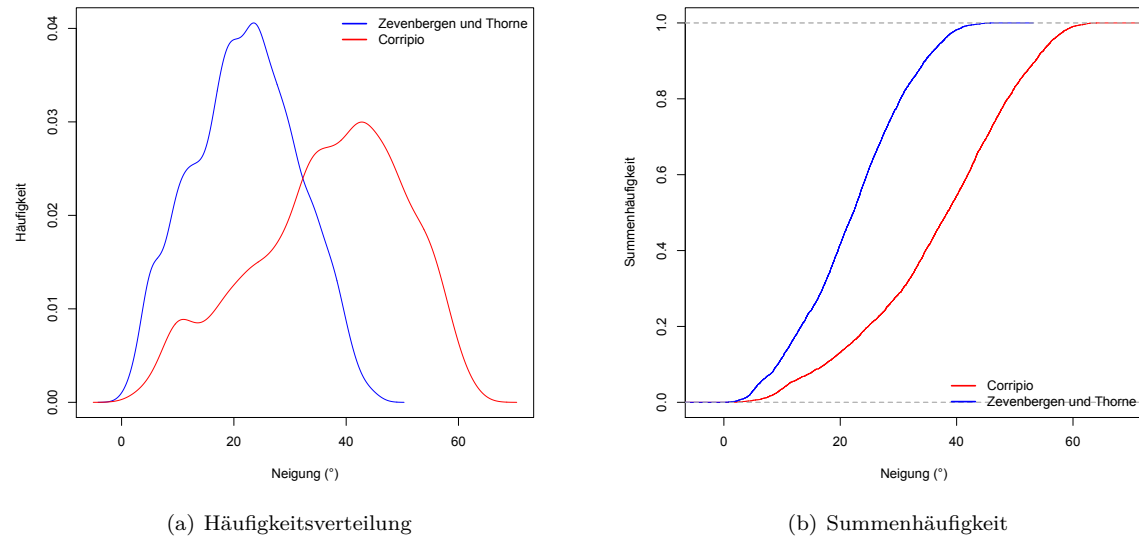


Abbildung 5.7: Häufigkeitsverteilung und Summenhäufigkeit der Neigungen im Vergleich

Die Häufigkeitsverteilung lässt erkennen, dass die Neigungsspannweite des Ansatzes nach Corripio (2003) einiges grösser ist. Der Nebeneffekt der Glättung ist von geringerem Ausmass als beim Algorithmus von Zevenbergen and Thorne (1987). Die Unterschiede fallen stark ins Gewicht, vor allem bei hohen Neigungswerten über 40° . Diese werden mit einem 3×3 Fenster systematisch unterschätzt. Die zu untersuchende Fläche ist geprägt durch rauhes, bergiges Terrain mit vielen Neigungsänderungen, was vermuten lässt, dass es durch den vektoriellen Ansatz besser repräsentiert wird.

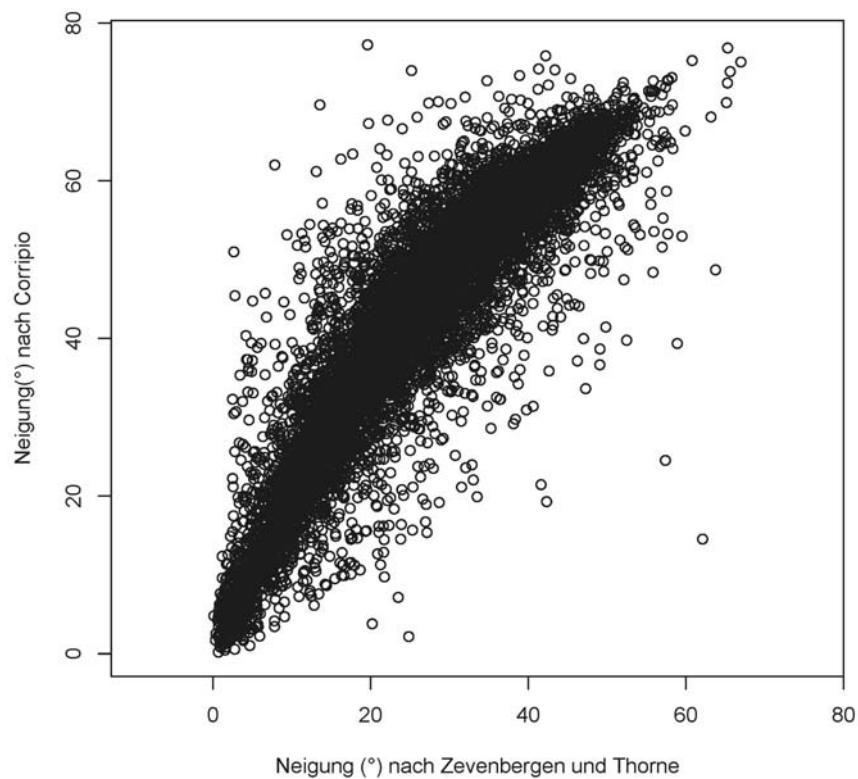


Abbildung 5.8: Korrelationsplot für 2m-Auflösung im Untersuchungsgebiet Napf

Auffallend in Abbildung 5.8 ist, dass nicht ein linearer Zusammenhang zwischen den beiden Neigungen besteht. Die Kurve ist nach links gewölbt, was daher kommt, dass die Methode nach Zevenbergen and Thorne (1987) die Oberfläche stark glättet. Der vektorbasierte Ansatz hingegen berechnet eher steileres Gefälle. Ausserdem fällt die grösste Neigung bei Corripio (2003) einiges höher aus, wie dies aus der Abbildung 5.9 sichtbar wird. Wie der Tabelle 5.2 zu entnehmen, steigern sich die Korrelationskoeffizienten zwischen den beiden Neigungsmethoden bei höherer Auflösung ebenfalls.

Tabelle 5.2: Korrelationskoeffiziente nach Pearson im Vergleich bei verschiedenen Auflösungen

Auflösung	Korrelationskoeffizient
25m	0.727
10m	0.893
2m	0.910

Die Gegenüberstellung der beiden Neigungsalgorithmien in Abbildung 5.9 bestätigt wiederum, dass die Methode nach Zevenbergen und Thorne (1987) eher konservative Neigungen modelliert. Zudem veranschaulicht der Boxplot, inwiefern sich die Rutschungsflächen von den Nichtrutschungsflächen bei den jeweiligen Methoden unterscheiden. Wie zu erwarten, weisen die Rutschungsflächen höhere Hangneigungen auf als der Gesamtschnitt. Einige Ausreisser nach unten sind bemerkbar, schmälern jedoch den Zusammenhang nicht bedeutend. Auch gut zu erkennen ist, dass im Gebiet zwar noch steilere Flächen vorkommen würden, diese aber grösstenteils rutschungsfrei sind. Das kann dadurch erklärt werden, dass Rutschungen ab einer gewissen Neigung nicht mehr vorkommen. Nach Glade et al. (2005) ist ab einer gewissen Steilheit die Bodentiefe zu gering. In diesen Geländeabschnitten ist es generell zu steil, so dass sich keine wesentliche Bodenschicht bilden konnte, die abzurutschen droht. Diese Partien sind durch felsige Oberflächen geprägt. Diese Stellen sind nicht frei von Erosion, im Gegenteil ist durch höhere gravitative Einwirkung viel Abtragung zu erwarten. Rutschungen sind in solchen Lokalitäten aber nicht zu finden.

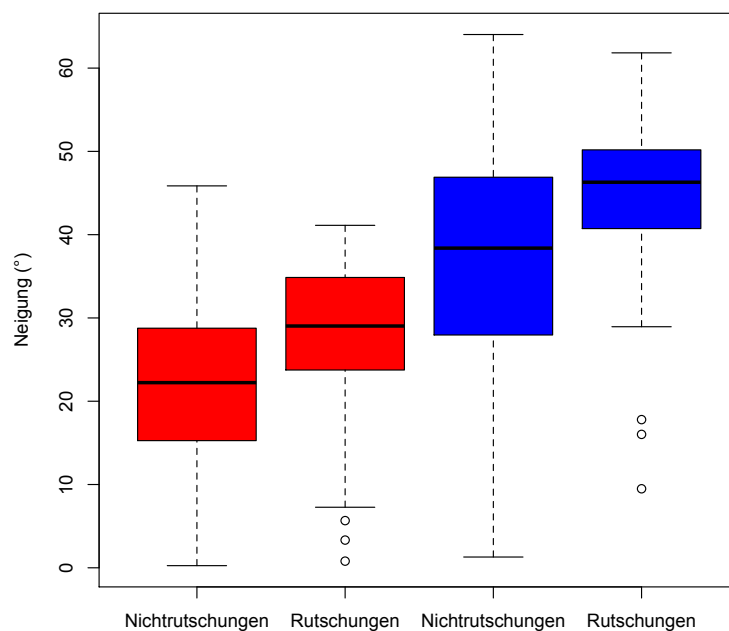


Abbildung 5.9: Vergleich der Algorithmen von Zevenbergen und Thorne [rot] mit dem von Corripio [blau] auf Rutschungsflächen und Nichtrutschungsflächen bei einer 25m-Auflösung

Beide Neigungsalgorithmen wurden in der Modellierung berücksichtigt. In den meisten Fällen ist keine signifikante Veränderung der Validierungsergebnisse zutage getreten. Ausser bei der feinen Pixelauflösung von 2m erreicht das Modell mit dem vektorbasierten Algorithmus eine höhere Genauigkeit. Zevenbergen and Thorne (1987) erreicht einen AUC-Wert von 0.768 während Corripio (2003) 0.783 erzielt. In Abbildung 5.10 werden diese Modellergebnisse miteinander verglichen.

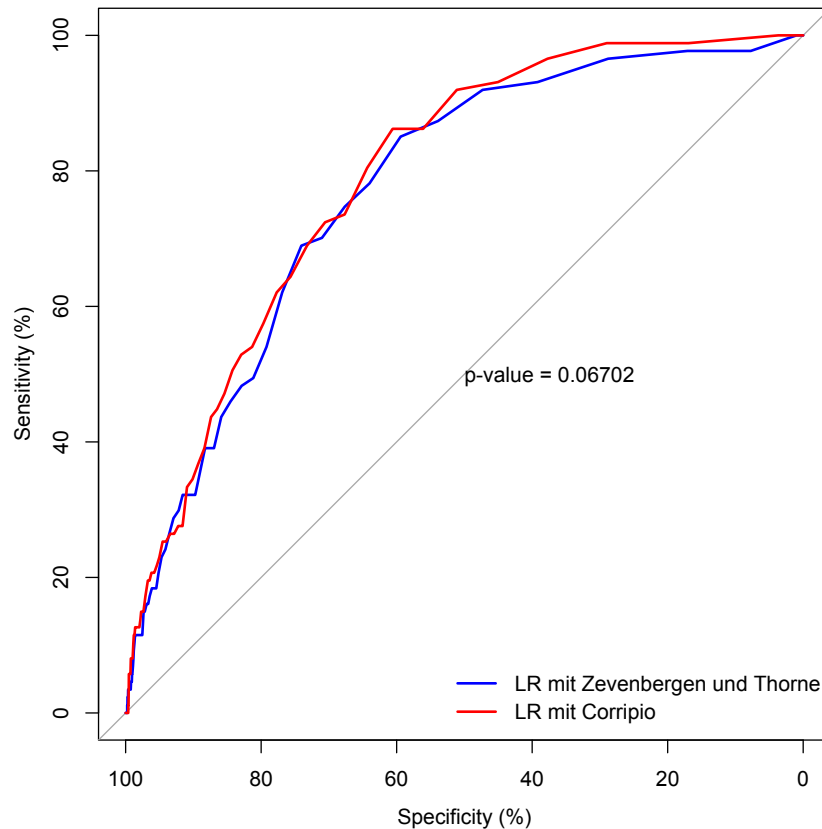


Abbildung 5.10: Vergleich der Modellergebnisse mit unterschiedlichen Neigungsalgorithmen bei 2m-Auflösung

Die Kurven der beiden Logistischen Regressions-Modelle im Napfgebiet ähneln sich stark. Es ist jedoch auszumachen, dass der Neigungsalgorithmus von Corripio (2003) mit den hochaufgelösten Daten (2m) die Rutschungen minim besser erklärt. Der Unterschied beider Modelle ist jedoch mit einem p-Wert von 0.06702 knapp nicht signifikant. Der vektorbasierte Neigungsalgorithmus hat sich im Vergleich am ehesten bei der feinen Auflösung bewährt. Aber auch hier ist der Unterschied nicht signifikant.

5.7 Vergleich zwischen Logistischer Regression und GWR

In diesem Abschnitt sollen die Validierungsergebnisse der Logistischen Regression mit denen der GWR verglichen werden. Es wurde dazu der Napfperimeter mit der 25m-Auflösung betrachtet. Einerseits wird die Validierung mit allen Pixel des Perimeters durchgeführt (Abbildung 5.11) und in einem weiteren Schritt wird das Ergebnis bei Testpixel validiert, die unabhängig von den Trainingspixel sind (Abbildung 5.12).

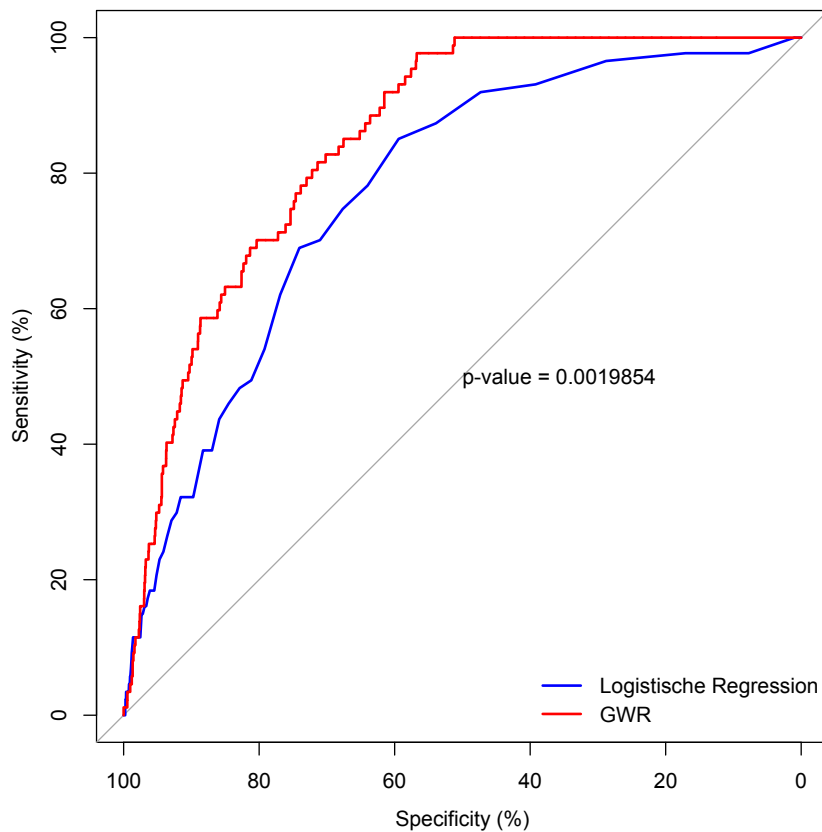


Abbildung 5.11: ROC-Kurve für GWR und Logistische Regression

Werden alle Punkte für die Regression und Validierung benutzt, tritt ein signifikanter Unterschied zwischen der GWR und der LR zutage. Der Unterschied zeichnet sich ab und mit einem p-Wert von 0.0019854 ist die Differenz nicht zufällig.

Dieselbe Untersuchung gilt es nun für den Fall von unterschiedlichen Trainings- und Validierungspunkten zu analysieren.

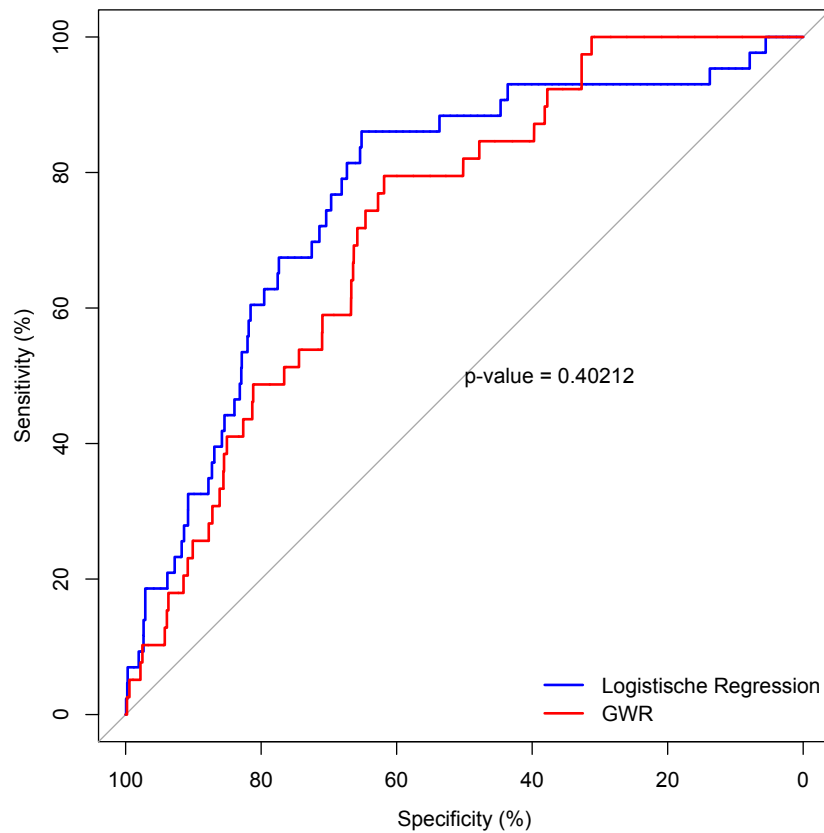


Abbildung 5.12: ROC-Kurve für GWR und LR mit Trainings- und Testdaten

Erstaunlicherweise ist bei einer Aufteilung in Trainings- und Testdaten (je 50 %) die Schätzung der GWR nicht mehr genauer als die der Logistische Regression. Der Unterschied ist mit einem p-Wert von 0.40212 zwar nicht signifikant, jedoch ist eine leicht bessere Einschätzung der Rutschungen mittels Logistischer Regression aus der Abbildung 5.12 erkennbar. Der Hauptgrund dürfte darin liegen, dass die GWR Rutschungen, welche weit entfernt von bestehenden Rutschungen liegen, nicht gut vorhersagt. Aufgrund der beschränkten Ausdehnung des Kernels werden Rutschungsgebiete ausserhalb der nahen Umgebung nicht als instabil betrachtet. Dies ist einer der Hauptnachteile der GWR-Methode.

In einem weiteren Schritt interessiert nun, wie die Schätzungen von GWR und Logistischer Regression im Raum verteilt sind. Sind die Differenzen gleichmässig im Raum angeordnet oder treten Clusterungen auf, in denen eine Methode im Vergleich systematisch unter- oder überschätzt?

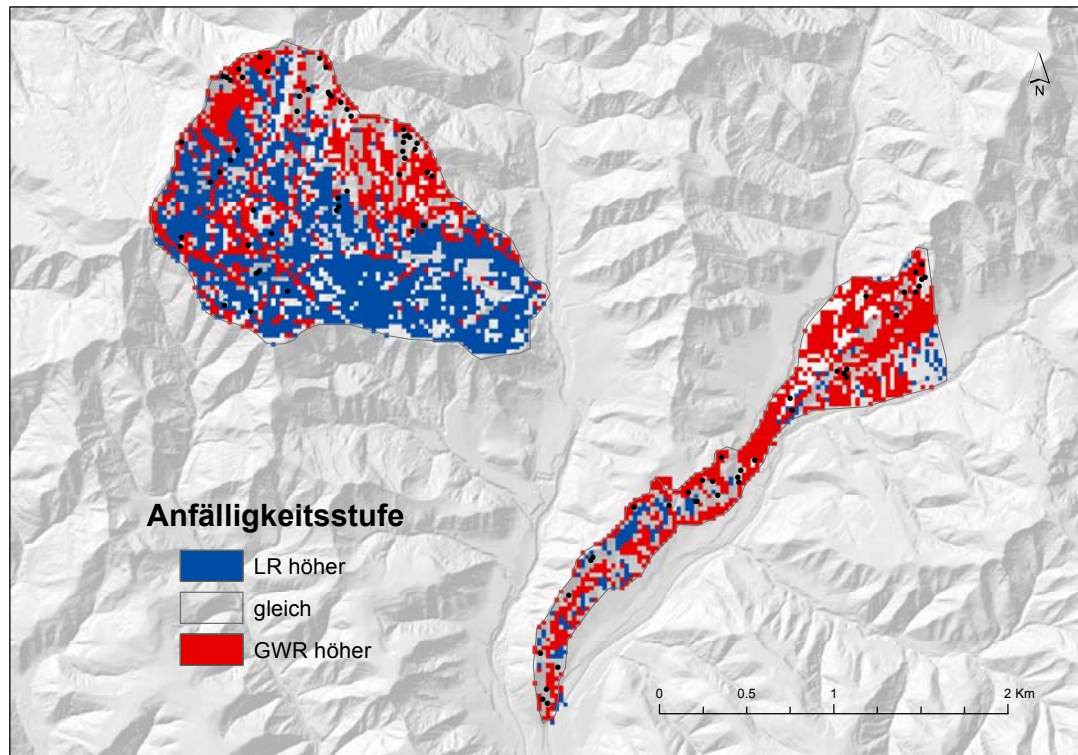


Abbildung 5.13: Differenz zwischen GWR und Logistischer Regression im Napf bei 25m-Auflösung

Die im Raum auftretenden grössten Differenzen zwischen beiden Methoden werden veranschaulicht (Abbildung 5.13). Rot bedeutet, dass die GWR eine höhere Schätzung abgibt, blau weist auf eine höhere Einschätzung durch die Logistische Regression hin, während alle weissen Flächen keine bis sehr geringe Differenzen implizieren. Während die Logistische Regression systematisch die flachen Partien im linken Perimeter überschätzt, kann die GWR gut differenzieren und stuft die steilen Hänge im oberen Teil als instabiler ein. Allgemein formuliert, tendiert die GWR dazu, den südlichen Perimeter als anfälliger einzustufen als die Logistische Regression, welcher ihrerseits den nördlichen Perimeter anfälliger klassiert.

Erkennbar ist auch, dass Regionen mit vielen, nah beieinander liegenden Rutschungen eine hohe Anfälligkeitseinstufung der GWR hervorrufen. Darin kommt einer der Hauptvorteile der GWR zum Vorschein. Im Gegenzug unterschätzt die GWR sämtliche Gebiete, die bisher nicht von Rutschungen betroffen worden sind.

5.8 Testen auf räumliche Nichtstationarität

Gemäss Duan and Grant (2000) sind alle kontrollierenden Variablen ungleich in Raum und Zeit verteilt. Die GWR ist versucht, dieser räumlichen Variabilität gerecht zu werden. Im Folgenden wird die Variable Topographic Wetness Index (TWI) im Napf bei der 25m-Auflösung genauer untersucht. Die Abbildung 5.14 zeigt auf, in welchen Teilen des Perimeters hohe oder tiefe Koeffizienten vorherrschen.

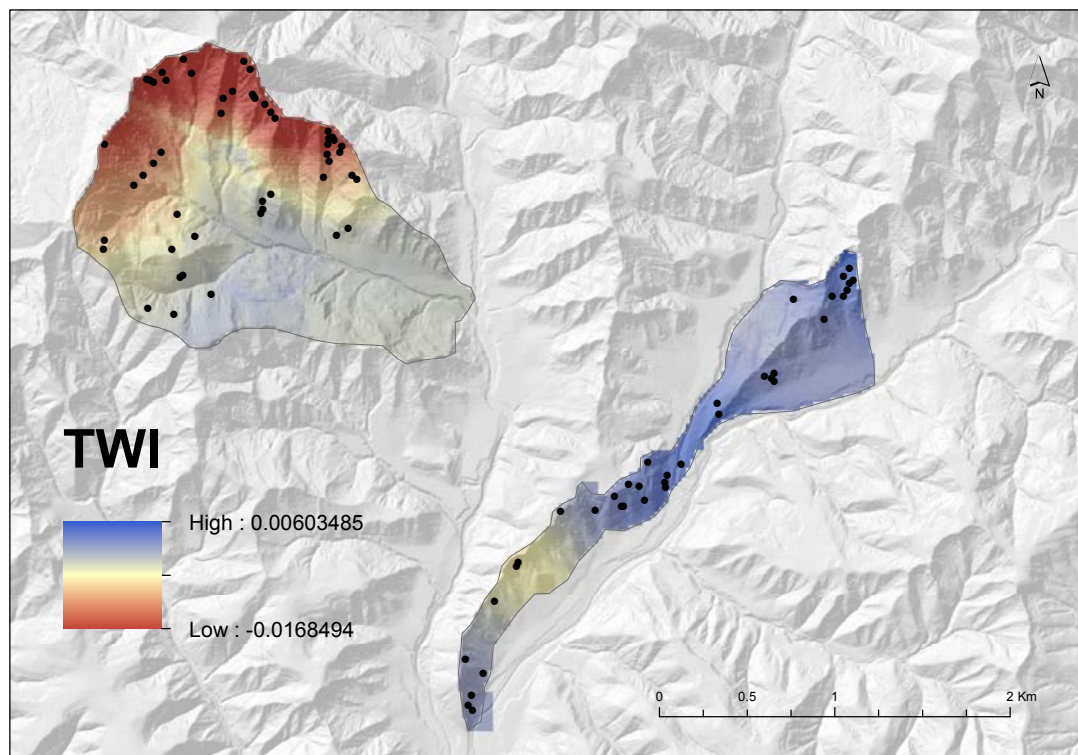


Abbildung 5.14: Nichtstationarität des TWI im Napfperimeter

Die Magnitude der Verhältnisse zwischen den beeinflussenden Variablen und Rutschungsvorkommnis im Raum variieren (Abbildung 5.14). Die Tabelle 5.3 veranschaulicht die Spannweite einzelner Variablen im Raum. Je grösser die Differenz zwischen den Maximum- und Minimumkoeffizienten, desto mehr variiert die Variable im Untersuchungsgebiet. Die Hangneigung kann als stabilste Variable angesehen werden, deren Beziehung zu den Rutschungen am wenigsten Schwankungen aufweist. Im Gegensatz dazu stehen die Plankurvatur oder der TWI, die über den Perimeter inkonsistentere Relationen zu den Rutschungen einnehmen.

Tabelle 5.3: Räumliche Variationen einzelner Variablen

Variable	Minimum	Maximum	Differenz
Hangneigung	-0.000669	0.003056	0.003725
Bodentyp	-0.001781	0.005448	0.007229
Waldmischungsgrad	-0.016002	0.005169	0.021171
TWI	-0.016849	0.006035	0.022884
Plankurvatur	-0.021290	0.018056	0.039346

5.9 Testen auf räumliche Autokorrelation

Räumliche Daten sind häufig autokorreliert innerhalb einer Distanz, welche Autokorrelations-Bereich genannt wird. Da die Logistische Regression von unabhängigen Beobachtungen ausgeht, vermuten Brenning (2005) eine Unsicherheit in den Modellkoeffizienten. Im Perimeter des Napfs bei der 10m-Auflösung wurden die Methoden der Logistischen Regression und GWR in einem weiteren Schritt darin verglichen, inwiefern die Regressionsresiduen zu Clusterung neigen. Jede Modellierung strebt eine zufällige Verteilung der Residuen an. Dies spricht für die Robustheit des Modells. Die beiden Methoden wurden mit dem Tool in ArcGIS darauf überprüft, wie stark geclustert die Residuen sind.

Tabelle 5.4: Untersuchung der räumlichen Autokorrelation der Residuen

Methode	Moran's I	z-score	Bedeutung
Logistische Regression	0.842700	224.2098	stark geclustert
GWR	-0.000564	-0.1435	zufällig verteilt

Tabelle 5.4 verdeutlicht die Annahme von Brenning (2005), dass die Logistische Regression vor-eingenommene Signifikanzannahmen macht für die Koeffizienten. GWR, auf der anderen Seite, produziert eine zufälliger Residuenverteilung. Die Logistische Regression generiert hohe Werte für *Moran's I* (0.8427) und *z-score* (224.2098). Daraus lässt sich schliessen, dass die Residuen stark geclustert sind. Der GWR wird zum Vorteil, dass ebendiese Clusterung viel weniger prägnant auftritt und deswegen von einer zufälligen Verteilung gesprochen werden kann. In dieser Hinsicht ist die Methode der GWR der Logistischen Regression überlegen. Diese Erkenntnis spricht übereinstimmend mit Chalkias et al. (2011) dafür, dass die GWR Methode für den Umgang mit Nichtstationarität in den räumlichen Daten eingesetzt werden kann.

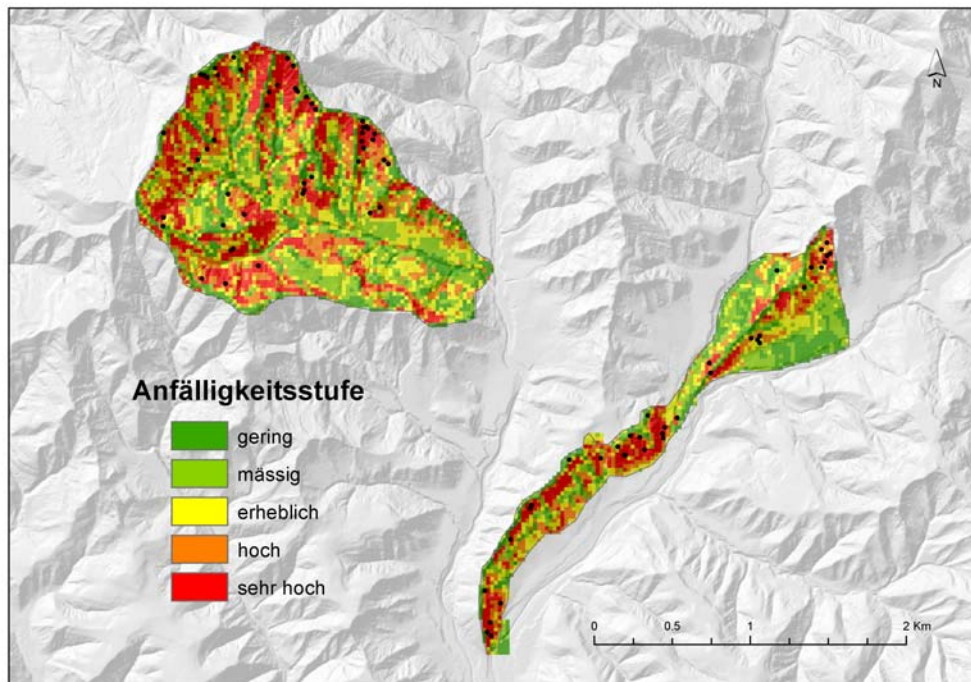
5.10 Anfälligkeitskarten von Rutschungen

Auf den nachfolgenden Seiten werden die resultierenden Wahrscheinlichkeiten aus der Logistischen Regression und GWR als Anfälligkeitskarten visualisiert. Angelehnt an Ayalew and Yamagishi (2005) und Pradhan (2012) wurden fünf Anfälligkeitsstufen erstellt. Die Klassennamen der Anfälligkeitsstufen werden dem Lawinenbulletin des SLFs¹ entnommen. Sie reichen von *gering*, *mässig*, *erheblich*, *gross* bis *sehr gross*.

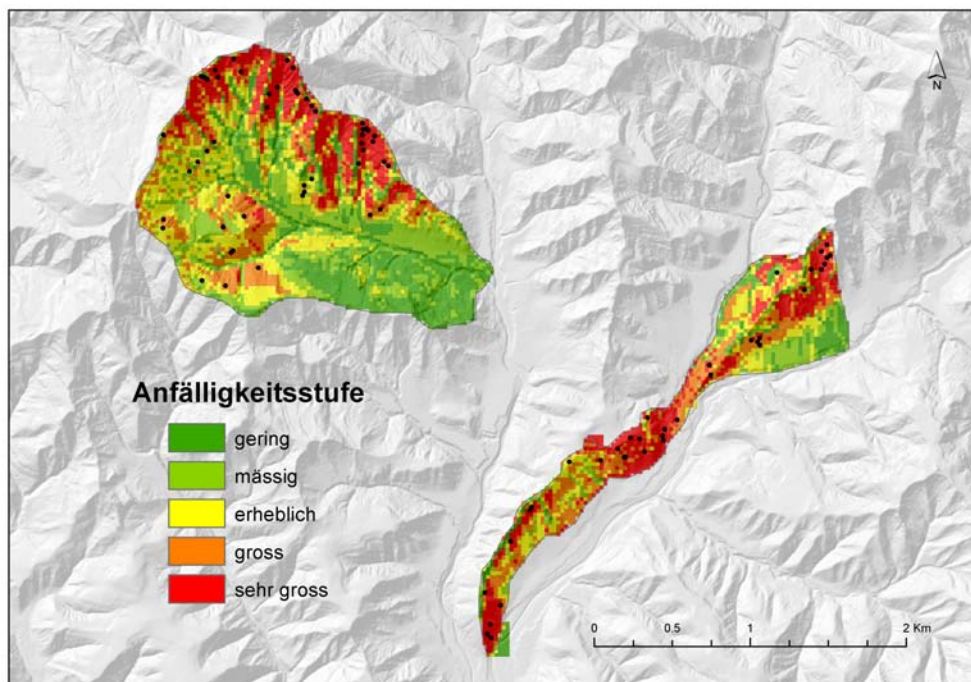
Die Farbgebung reicht von grün bis rot. Intuitiv verstehen wir grün als sicher, während rot eine hohe Anfälligkeit signalisiert. Anfälligkeitskarten werden typischerweise in verschiedene Anfälligkeitsklassen eingestuft. Obwohl dies nicht zwingend notwendig wäre (kontinuierliche Daten wären informativer), können die meisten Endnutzer besser mit Anfälligkeitsstufen umgehen (Beguiría, 2006b).

Ebenfalls um die Vergleichbarkeit zu steigern wurde das Klassifikationsschema Quantile eingesetzt. Diese Klassifikationsart garantiert gleiche Anzahl Pixel in allen Klassen. Die Pixel werden absteigend sortiert. Die totale Anzahl Pixel wird dividiert durch eine Anzahl Klassen, die mit gleich vielen Pixel besetzt werden (Chung and Fabbri, 2003). Die Einteilung in eine der Anfälligkeitsstufen ist dadurch relativ. Chung and Fabbri (2003) schlagen für die Kartierung gleiche Intervallklassen mit identischen Abständen oder Klassen mit gleicher Anzahl Pixel vor. Dies hängt stark von der Verteilung ab. Da die Wahrscheinlichkeiten nicht gleichverteilt sind, ist eine Klassierung mit identischen Abständen wenig sinnvoll.

¹www.slf.ch



(a) Logistische Regression



(b) Geographically Weighted Regression

Abbildung 5.15: Napf 25m Logistische Regression und GWR im Vergleich

Beim Vergleich zwischen Logistischer Regression und GWR treten einige Unterschiede zutage. Die Logistische Regression verteilt die Anfälligkeitsstufen gleichmässiger im Raum während in der GWR Clusterungen der Klassen auftreten. Die Oberfläche der GWR wirkt weniger körnig, dies aufgrund der gewichteten Regressionsfunktion. Grosse Unterschiede zwischen benachbarten Pixel sind daher eher unwahrscheinlich.

Die GWR stuft vor allem Gebiete als anfällig ein, in denen vergangene Rutschungen geclustert auftraten. Die Kernelgrösse ist dabei entscheidend. Die Logistische Regression hingegen kann nicht zwischen Flächen, auf denen gehäuft Rutschungen eingetroffen sind und anderen differenzieren. Die GWR neigt dazu Flächen, die weit von bestehenden Rutschungen liegen, generell als nicht anfällig zu betrachten. Dies kann zum Nachteil werden, wenn solche Gebiete nach wie vor steile Hänge aufweisen, auf denen in Vergangenheit keine Rutschung ausgelöst wurde, die aber durchaus imstande wären, in Bewegung zu geraten.

Aus den Untersuchungen im Napf geht hervor, dass die 10m-Auflösung am ehesten geeignet ist. Weiter wurde erkannt, dass die Logistische Regression als globale Methode grossflächig anwendbar ist, unabhängig von der Verteilung der Rutschungsereignisse. Die GWR ist daher nicht auf einen anderen Perimeter übertragbar. Aus diesen Gründen wurde für die regionalen Perimeter (Gemeinde Trub und Grindelwald) die Logistische Regression auf einer 10m-Auflösung durchgeführt und validiert. Im Anschluss werden die Ergebnisse von Trub und Grindelwald visualisiert und tabellarisch abgebildet.

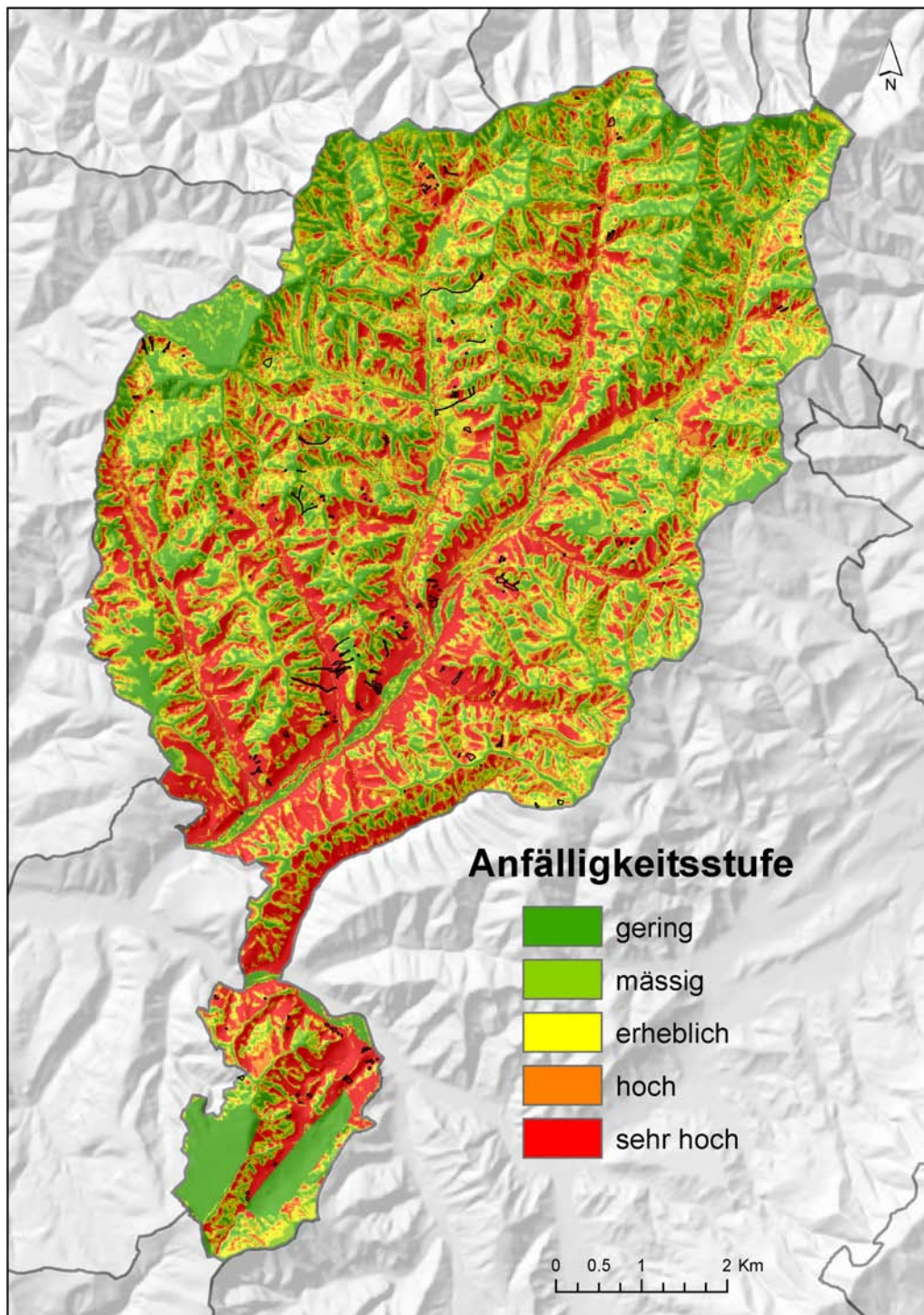


Abbildung 5.16: Trub 10m Logistische Regression

Im Untersuchungsgebiet Trub generiert die Anfälligkeitskarte (Abbildung 5.16) eine AUC von 0.794, siehe Tabelle 5.5. Dabei handelt es sich um ein *gutes* Resultat. Die Resultate aus Grindelwald werden nur tabellarisch dargestellt (Tabelle 5.5). Auch in Grindelwald werden hohe AUC-Werte erzielt. In Grindelwald kommen AUC-Werte von 0.867 zustande.

Tabelle 5.5: AUC-Werte von Trub und Grindelwald

Wo	Auflösung	Methode	Variablen	Punkte	AUC
Trub	10m	LR	alle (vgl. Tabelle 4.2)	alle	0.794
Grindelwald	10m	LR	alle (vgl. Tabelle 4.2)	alle	0.867

5.10.1 Lokale Kalibrierung und Validierung

Es interessiert nun in einem weiteren Schritt, inwiefern die lokal kalibrierten Regressionsgleichungen auf andere Gebiete übertragbar sind. Die im Perimeter Napf 2002 kalibrierte Regressionsgleichung wurde in den Perimeter Napf 2005 eingebunden und validiert. Die ROC-Kurve in Abbildung 5.17 zeigt die Validierungsergebnisse auf.

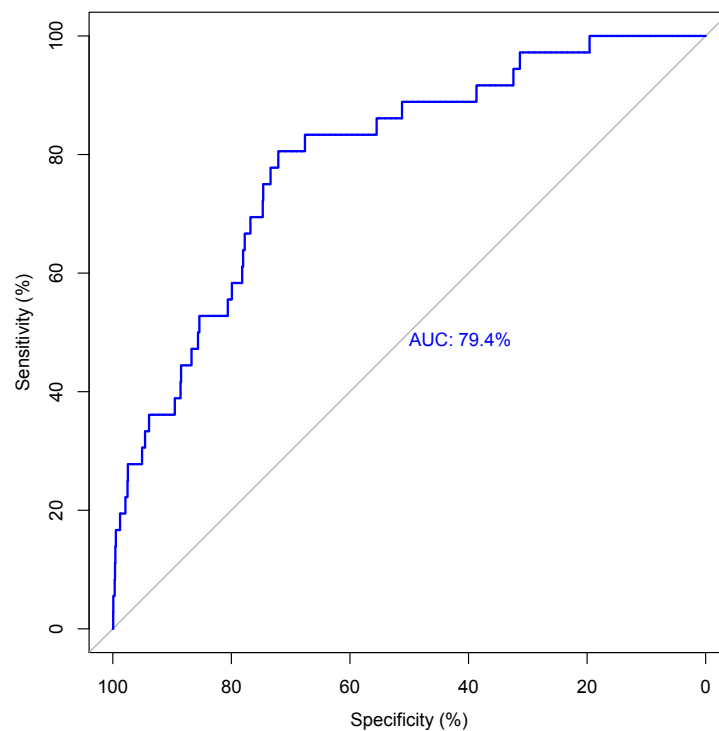


Abbildung 5.17: ROC-Kurve von Napf 2005 mit der Regressionsgleichung aus Napf 2002

Es resultiert eine AUC von 0.794. Nach Yesilnacar and Topal (2005) entspricht dieses Ergebnis einem *guten* bis *sehr guten* Resultat. Das Resultat bestätigt, dass eine lokal kalibrierte Logistische Regressionsgleichung gut übertragbar ist auf einen Perimeter von ähnlichen geomorphologischen Bedingungen und in unmittelbarer Nähe. Dabei ist entscheidend, dass die dahinterliegenden Inventare aus der gleichen Quelle stammen und daher mit ähnlichen Methoden erfasst wurden. Interessant ist auch, dass das Übertragen der Regressionsgleichung auf das andere Gebiet funktioniert, obwohl die Auslösfaktor-Regenereignisse zu unterschiedlichen Zeitpunkten stattfanden (2002 und 2005). Deswegen wurde in Abbildung 5.18 eine Anfälligkeitskarte des Perimeters 2005 mit der im Perimeter 2002 kalibrierten Gleichung angefertigt.

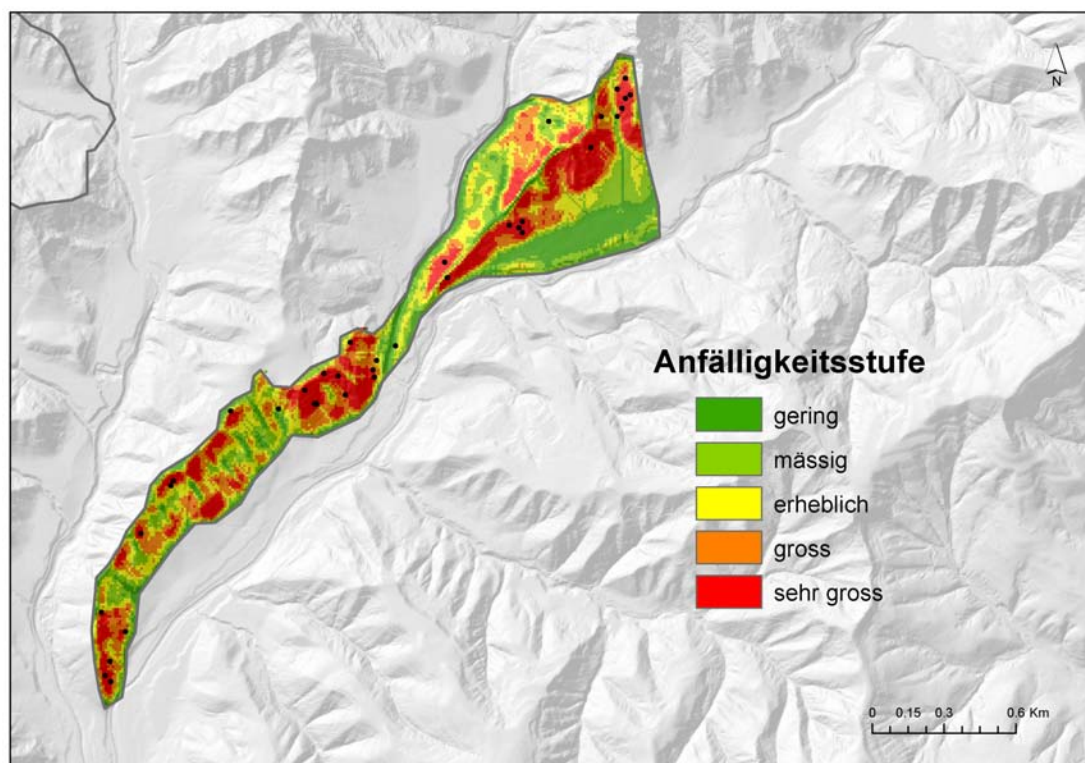


Abbildung 5.18: Anfälligkeitskarte im Perimeter Napf 2005 mit der Regressionsgleichung aus Napf 2002

Die visualisierte Anfälligkeitskarte bestätigt den Eindruck aus der ROC-Analyse. Die Rutschungen decken sich relativ genau mit den höheren Anfälligkeitsstufen. Dies spricht für die Robustheit der Methode der Logistischen Regression.

5.10.2 Lokale Kalibrierung und Regionale Validierung

Nachdem die lokale Kalibrierung und Validierung auf zwei unterschiedlichen Perimetern in unmittelbarer Nähe gut funktionierte, ist nun von Interesse, ob die lokal kalibrierte Regressionsgleichung auf eine regionale Skala übertragbar ist. Dafür eignet sich die Gemeinde Trub, welche die Perimeter Napf 2002 und 2005 umschliesst. Das bedeutet, die Regression wird im Napfgebiet kalibriert und auf die gesamte Gemeinde Trub angewendet und validiert.

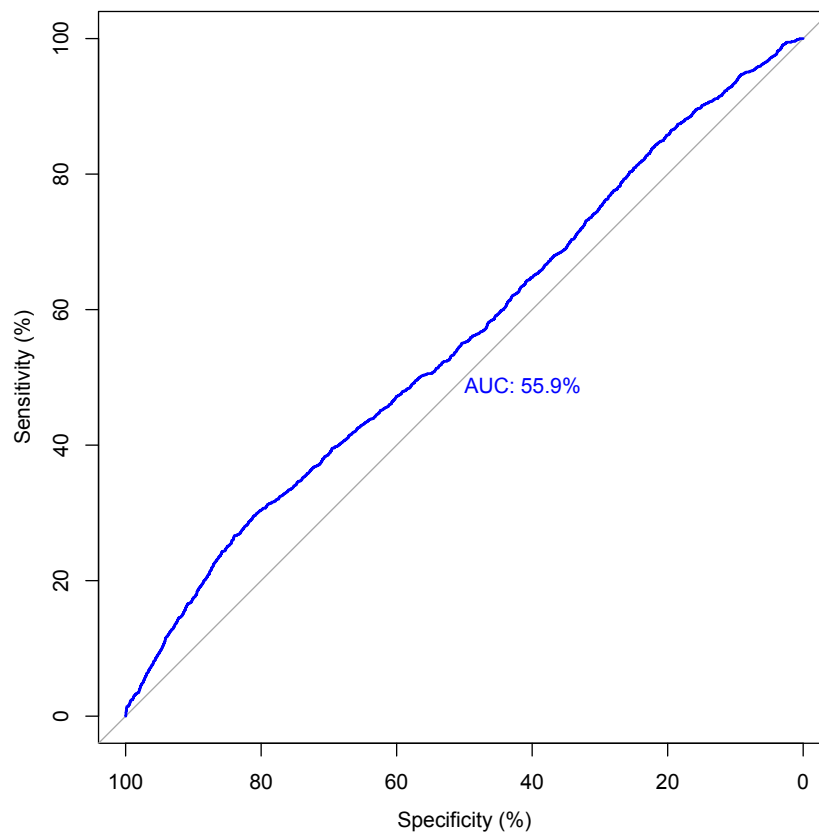


Abbildung 5.19: ROC-Kurve von Trub mit der Regressionsgleichung aus Napf

Die ROC-Kurve offenbart, dass die Regression aus dem Napfgebiet bei Rutschungen in Trub nicht gut funktioniert. Eine AUC von 0.559 ist definitiv zu klein, um als gutes Validierungsergebnis zu gelten. Die Hauptursache dürfte in den unterschiedlichen Inventaren liegen. Die Rutschungen im Napf wurden punktuell und vollständig für ein Auslösfaktor-Ereignis erhoben, während die Rutschungen in Trub flächig erfasst wurden und aus mehreren Jahren stammen. Dieses Resultat ist deshalb nachvollziehbar.

Bei genauerem Hinschauen wird auf der Anfälligkeitskarte offensichtlich, dass gewisse Rutschungen in Trub ziemlich genau prognostiziert wurden mit der Regressionsgleichung aus dem Napfperimeter. Dabei sind vor allem die Anrisszonen in die Anfälligkeitsstufe *sehr gross* klassiert worden (siehe Abbildung 5.20). Die Auslaufzonen wurden konsequenterweise nicht als anfällig eingestuft. Das ist darauf zurückzuführen, dass im Inventar des Napfgebiets die Punkte der Anrissflächen geortet worden sind.

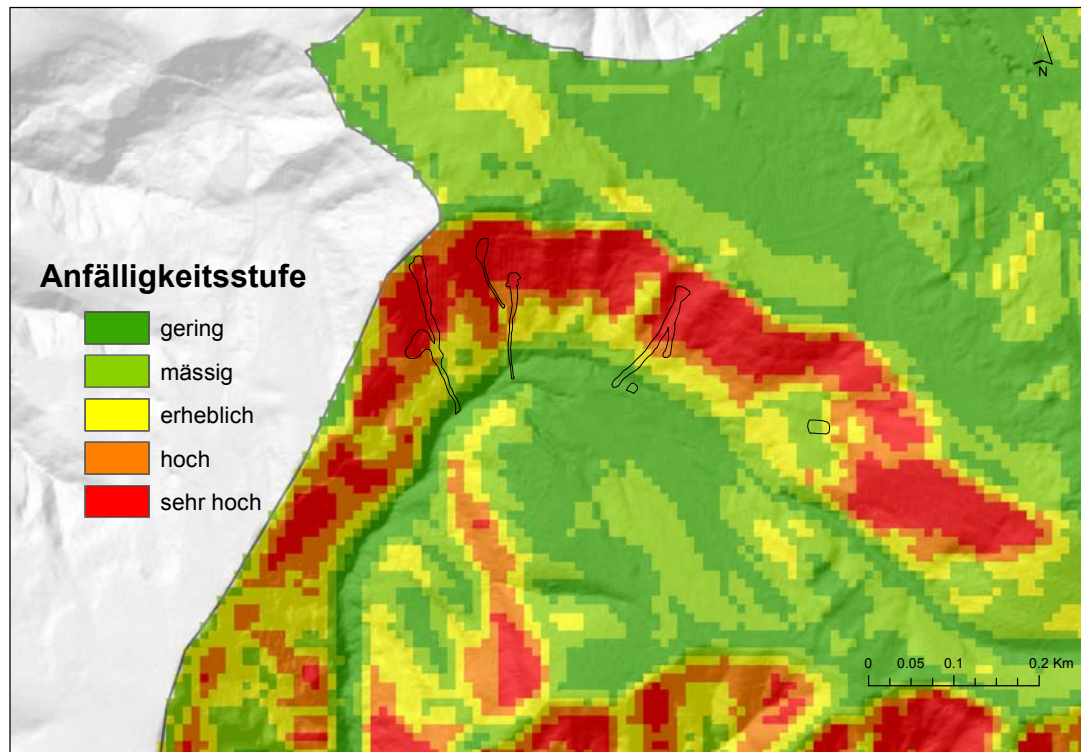


Abbildung 5.20: Ausschnitt aus der Anfälligkeitskarte von Trub

Dieser Ausschnitt ist bezeichnend für die Anfälligkeitskarte für Trub, deren Regressionsgleichung im lokalen Perimeter von Napf kalibriert wurde. Die Anrisszonen der Rutschungspolygone sind oftmals gut abgebildet, während tieferliegende Auslaufzonen in flachem Gelände nicht als anfällig eingestuft werden.

Die beiden Karten für die Gemeinde Trub, einmal im Perimeter und einmal im Napfperimeter kalibriert, werden einander gegenübergestellt. Abbildung 5.21 zeigt auf, wo sich die Karten hauptsächlich unterscheiden. Interessanterweise stuft die Karte (b) den nördlichen Teil des Untersuchungsgebiets als anfälliger ein. Dem gegenüber steht, dass der südliche Zipfel auf der Karte (b) als weniger anfällig angesehen wird im Vergleich mit Karte (a). Genauere Betrachtungen ergeben,

dass (a) unterschiedliche Hangabschnitte als anfällig einstuft. In (a) sind vermehrt Hangfüsse mit geringerer Neigung in die rote Anfälligkeitsstufe klassiert worden. Karte (b) hingegen stuft vor allem steilere, obere Hangpartien als anfällig ein. Übereinstimmend klassieren beide Karten die Täler und Gräte oder Kämme als unanfällig auf Rutschungen.

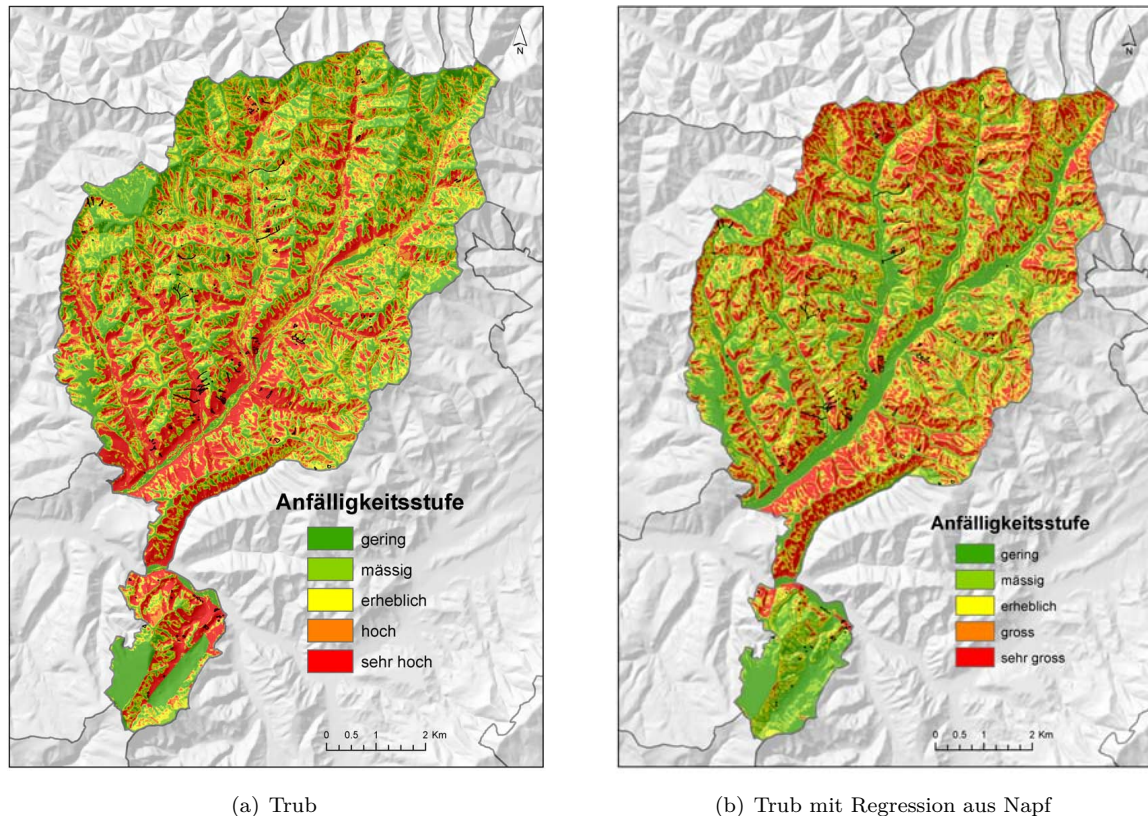


Abbildung 5.21: Anfälligkeitskarten von Trub im Vergleich

Es wird vermutet, dass die Übertragung nicht funktioniert, weil unterschiedliche Datenquellen der Inventare vorliegen. Um diese Vermutung zu überprüfen, wird die Gleichung aus dem Napf-perimeter auch auf Grindelwald angewendet. Dort zeigt die AUC von 0.398, dass die lokale Regressionsgleichung auch nicht auf Grindelwald übertragen werden kann. In einem weiteren Schritt wird die Übertragung von Trub auf Grindelwald überprüft. Diesen beiden Perimetern liegt dasselbe Inventar des BAFUs zugrunde. Der Validierungswert der AUC fällt mit 0.55 sehr klein aus. Nach Yesilnacar and Topal (2005) handelt es sich um ein *schlechtes* Ergebnis. Das zeigt auf, dass auch mit dem gleichen Inventar nicht bedingungslos von einem Perimeter auf den anderen übertragen werden kann. Die Gemeinden Trub und Grindelwald unterscheiden sich zu sehr in ihrer Topographie, Höhenlage, Bodeneigenschaften, Vegetation und Hydrologie.

Es kann bestätigt werden, dass die Kalibrierung mit dem gleichen Inventar gerechnet werden sollte wie die Validierung. Ungleiche Herkünfte der Daten bedeuten zu viele Unterschiede in der Art wie die Rutschungen aufgenommen wurden. Die Inventare der WSL und des BAFUs weisen zu grosse Unterschiede auf in der räumlichen Darstellungsart der Rutschungen. Dies führt zu Unstimmigkeiten, wenn die Regressionsgleichung des einen Perimeters auf den anderen übertragen wird. Weiter wurde bestätigt, dass Übertragungen von Regressionen nur in einer gewissen Nähe des Ursprungsgebiets funktionieren. Liegt ein Perimeter weiter weg, ist die Ähnlichkeit der erklärenden Variablen nicht mehr gegeben. Dadurch können die Rutschungen nur ungenügend erkannt werden.

6 | Diskussion

Ziel dieses Abschnittes ist der Anschluss der Resultate an die wissenschaftliche Debatte. Zudem werden verschiedene Aspekte der Datengrundlage, der Methoden und Vorgehensweise kritisch hinterfragt. Wie Vorpahl et al. (2012) erkannt haben, ist der Vergleich der Resultate mit denen anderer wissenschaftlicher Arbeiten schwierig, da verschiedene Methoden für die Auswahl der Trainingsdaten, andere Auflösungen und Skalen, andere Variablen und Validierungstechniken angewendet werden. Trotzdem ist es das Ziel dieses und der nachfolgenden Kapitel, die Resultate und Erkenntnisse in den Kontext dieses Forschungsfelds zu betten.

6.1 Synthese

In der vorliegenden Arbeit wurden drei Auflösungen (25m, 10m und 2m) der erklärenden Variablen an statistischen Modellen im Napfgebiet überprüft. Die Schlüsselvariablen wurden für den Typ flachgründiger Rutschungen gesucht. Die Wichtigkeit der einzelnen erklärenden Variablen variierte je nach Auflösung und Untersuchungsgebiet. Als Konstante blieb jedoch immer die Hangneigung als zentrale und wichtigste Variable. Lokale und globale Regressionsmodelle wurden miteinander verglichen. Die Validierung geschah auf unabhängigen Testpunkten. Nachfolgend wurde mit der bestabschneidenden Auflösung (10m) und dem robusteren statistischen Modell (Logistische Regression) dasselbe Vorgehen in den Gemeinden Trub und Grindelwald in Bern ausgeführt. Das Ziel hiervon war, herauszufinden inwiefern die Regressionsgleichungen von Perimeter zu Perimeter übertragbar sind. Die Übertragbarkeit erzielte nur bei einem ähnlichen Perimeter in unmittelbarer Nähe akzeptable Validierungsergebnisse. Es stellte sich heraus, dass das Übertragen von lokal kalibrierten Gleichungen auf andere Perimeter mit Schwierigkeiten verbunden ist.

6.2 Einschränkungen

Ausgehend von den Forschungsfragen wird versucht, die Ergebnisse zu bewerten und in einen grösseren Kontext einzuordnen. Teil der kritischen Betrachtung ist das Nennen der Einschränkungen und Limitierungen, die aus den Daten und Methoden hervorgehen.

6.2.1 Daten

Einschränkend in der Anfälligkeitsmodellierung ist in jedem Fall die limitierte räumliche Datenverfügbarkeit (van Westen et al., 2008). Dieser Erschwerung wurde in der vorliegenden Arbeit entgegengewirkt, indem die bestehenden Datensätze mehrfach als Informationsquellen dienten. Da vor allem das DHM in guter Qualität vorliegt, wurden sämtliche topographische und hydrologische Indizes daraus abgeleitet. Die Ergebnisse zeigen auf, dass die Indizes eine Bereicherung des Modells darstellen.

Erklärende Variablen

Die Ergebnisse der statistischen Analysen haben in Übereinstimmung mit Atkinson and Massari (1998) gezeigt, dass die Gelände- und Hydrologievariablen als primäre, kontrollierende Rutschungsvariablen angesehen werden können. Vergleichend mit der Literatur könnte jedoch eine Reihe weiterer Variablen berücksichtigt werden.

Als wesentliche Einschränkung der Anfälligkeitsmodellierung sind mangelnde Variablen im Modell. Nicht zur Verfügung stehende oder nicht verwendete Variablen reduzieren die Performanz eines Modells. Zu den eingebundenen Variablen kommen einige nicht berücksichtigte hinzu, deren stabilisierende oder destabilisierende Wirkungen unbestritten sind. Wie von Ruette et al. (2011) bestätigt, können Geländeeigenschaften und Vegetationsinformationen nicht abschliessend das Rutschaufkommen erklären. Beispielsweise sind Bodentiefe und hydromechanische Bodeneigenschaften sehr wichtig für die Wasserspeicherung und -flüsse, die wiederum die Rutschungsanfälligkeit beeinflussen (von Ruette et al., 2011). Um detailreichere statistische Modelle zu erstellen, sind räumliche Daten hierzu essentiell.

Nebst den möglichen, nicht eingebundenen Variablen sind die eingesetzten zu hinterfragen. Über gewisse Variablen sind sich die Autoren wissenschaftlicher Arbeiten auch nicht einig. Vor allem bei der Einbindung der Höhe über Meer sind in der Literatur zwei entgegengesetzte Argumentationen zu finden. Meusbürger et al. (2009) sehen in der Höhe über Meer keinen kausalen Zusammenhang mit Rutschungsvorkommnissen. In ihrem Fall wurde die Variable aus dem Modell ausgeschlossen. Vorpahl et al. (2012) wiederum sehen in der Höhe über Meer einen Indikator für Rutschungen und binden die Variable in ihr Modell ein. Die Entscheidung über das Verwenden

oder Nichtverwenden dieser Variable ist jedoch sehr stark vom Untersuchungsgebiet abhängig. Nach dem Abwägen und Testen beider Szenarien wurde schliesslich die Variable Höhe über Meer in dieser Arbeit miteinbezogen. Dies aufgrund der Verbesserung der Validierungsergebnisse, welche die Variable bewirkt. Die Argumentation in der Literatur über die Variable Höhe über Meer ist verständlich. Denn ohne Zusatzwissen ist der Zusammenhang mit Rutschungen nicht evident. Vielmehr gilt die Höhe über Meer stellvertretend als Relief-Faktor, welcher mit den Rutschungsereignissen zusammenhängt. Deshalb ist es nur möglich, Höhe über Meer in einem begrenzten Untersuchungssperimeter als Variable zu gebrauchen.

Duan and Grant (2000) verwenden zusätzlich zu den Terrainattributen die theoretische Niederschlagsverteilung. Der Versuch, mehr hydrologische Variablen in das Modell zu integrieren zeigt in ihrem Fall Wirkung. Die theoretische oder gemittelte Niederschlagsmenge könnte auch in den Perimetern dieser Arbeit Verwendung finden. Die Napfperimeter zeigen aufgrund ihrer Grösse wohl wenig Variationen auf; in Flächen wie Trub oder Grindelwald könnte diese Variable einen Beitrag zum Modell leisten. Zukünftige Modellierungsversuche sollten deshalb bei verfügbaren Daten die Niederschlagsmengen, die zu den Hauptauslösern der Rutschungen zählen, in die Modelle einbinden.

Zeitlicher Wandel der erklärenden Variablen

Die gewählte Methodik der Anfälligkeitskartierung liegt dem Prinzip “die Vergangenheit ist Schlüssel für die Zukunft” zugrunde. Vergangene Rutschungen und ihre kausalen Variablen werden analysiert um zukünftige Rutschungsorte räumlich vorherzusagen. Jedoch muss in Betracht gezogen werden, dass Vergangenes keine Garantie für die Zukunft stellt. Bedingungen, die zu Rutschungen geführt haben, verändern sich und mit ihr die Anfälligkeit (van Westen et al., 2008). Wie Meusburger et al. (2009) veranschaulichen, genügt die Veränderung einer der kausalen Ursachen oder die Beziehung untereinander, um die Gültigkeit einer Vorhersage zu schmälern. Eine Unsicherheit geht vor allem vom menschlichen Einfluss auf die Umweltbedingungen hervor. Landnutzungsveränderungen können die Anfälligkeit eines geomorphologischen Systems auf die Effekte von intensiven Niederschlägen verändern. Dies kann zu einer Verlagerung der Anfälligkeitszonen führen. Werden diese dynamischen Zusammenhänge vernachlässigt, erschwert das die Erkennung neuer Anfälligkeitsflächen und verhindert das zeitgerechte Ausführen von Präventionsmassnahmen (Meusburger et al., 2009).

Die aufgeführten Argumente sprechen für ein kontinuierliches Nachführen der Rutschungsinformationen. van Westen et al. (2008) sprechen von einer Aktualisierungshäufigkeit zwischen 1 bis 10 Jahren, je nach dem wie dynamisch sich die Landnutzungsänderung einer Region entwickelt. Die Nachführungshäufigkeit ist jedoch an grossen finanziellen und zeitlichen Ressourcenaufwand

gekoppelt. Tatsächlich werden die Datensätze bedeutend weniger oft aktualisiert. Dies erschwert den Rutschungsmodellierungsprozess deutlich.

In dieser Arbeit wurde der anthropogene Einfluss auf Rutschungen nur am Rand thematisiert. Weitere intensivere Analysen dazu, bei wie vielen Rutschungen anthropogene Einflüsse mitwirkend sind, versprechen aufschlussreiche Resultate. Rickli et al. (2008) schätzen, dass ein Fünftel der 2005 erfassten Rutschungen durch Drainagen oder Terrainveränderungen durch Strassen und Wege mitverursacht wurden.

Datenherkunft und -konsistenz

Der Prozess der Kartierung von Rutschungsanfälligkeit sollte möglichst simpel und genau sein (Yilmaz, 2010). Je mehr Datenherkünfte in ein Modell integriert werden, desto komplizierter und unübersichtlicher wird die Gestaltung des Modellierungsprozesses (van Westen et al., 2008). Dieser Grundsatz wurde zu respektieren versucht, konnte jedoch nicht konsequent berücksichtigt werden. Die verwendeten räumlichen Daten entstammen unterschiedlichen Quellen. Das DHM weist eine Zellengrösse von 2m auf. Der Waldmischungsgrad ist nur in einer Auflösung von 25m erhältlich. Die Bodendaten wiederum wurden aus Vektordaten rasterisiert. Das heisst, die Qualität der Daten ist höchst unterschiedlich. Eine Möglichkeit dies zu umgehen wäre die ausschliessliche Verwendung von Variablen aus dem DHM. Dieses Vorgehen wurde beispielsweise von Vorpahl et al. (2012) umgesetzt. Als Gegenargument kann jedoch aufgeführt werden, dass dadurch dem Modell wichtige Informationen entzogen werden.

Zusätzlich zu den erklärenden Variablen bestehen massive Ungleichheiten zwischen den angewandten Inventaren. Die verwendeten Inventare (WSL und BAFU) unterscheiden sich stark in ihren Aufnahmemethoden und -zeitpunkten. Das Inventar des BAFUs widerspricht der Auffassung von Chung and Fabbri (2003), die in ihrer Modellierung von einer klaren Trennung des Anrissgebietes vom Ablagerungsgebiet ausgehen. Das hat zur Folge, dass direkte Vergleiche keine zufriedenstellende Resultate liefern. Unter diesem Gesichtspunkt konnte nicht abklärend untersucht werden, inwiefern kleinräumig kalibrierte Modelle auf grössflächige Gebiete angewendet werden können. Dieser Forschungsfrage könnte nur mit einem einheitlich erhobenen, grossflächig abgedeckten Inventar nachgegangen werden. Mangels Verfügbarkeit eines solchen Inventars konnte die Frage nicht umfassend analysiert werden.

Datengenauigkeit

Der zentrale Datensatz dieser und der meisten anderen statistischen Ansätzen der Rutschungsmodellierung ist das DHM. Das DHM stellt die Basis einer Vielzahl von Variablen dar. Deshalb ist es wichtig, dass die Genauigkeit der DHMs investigiert wird (Mancini et al., 2010). Aus Zeit-

gründen konnte der Fokus dieser Arbeit nicht darauf gelegt werden. Für Folgeuntersuchungen ist es zu empfehlen, die Auswirkungen der DHM-Unsicherheit auf das Modell zu quantifizieren, wie dies beispielsweise von Ulmer et al. (2009) angestrebt wird.

Weitere Limitierung stellen die Lageungenauigkeiten der Rutschungspunkte dar. Die GPS-Ortung der Rutschungen im Napfgebiet wurde mit gewöhnlichen GPS aufgenommen (Rickli et al., 2008). Die Modellierung und Validierung ist durch diese Unsicherheiten beeinträchtigt. Solche Lagebestimmungen von Rutschungen mit einem differenziellen GPS anzufertigen würde die Verlässlichkeit des Modells und dessen Validierung erhöhen. Zudem wäre es erstrebenswert, eine Rutschung dreigeteilt aufzunehmen: die Initations-, die Transport und die Depositionszonen. Diese drei Partien einer Rutschung unterscheiden sich sehr in ihrer Topographie. Aufgrund dieser Kenntnisse können die drei Zonen separat modelliert werden. Vorpahl et al. (2012) zeigt auf, dass die drei Modellierungen sich stark voneinander abheben.

Datenaktualität

Weiter ist der Erhebungszeitpunkt der Variablen je nach Datenquelle unterschiedlich. Daher ist die Aktualität der Daten nicht immer gewährleistet. Zum Beispiel stammen die Befliegungen zum Waldmischungsgrad gemäss dem Bundesamt für Statistik (BFS)¹ aus 1992. Die Daten der Bodeneignungskarte datieren aus dem Jahr 1994 und wurden 2000 überarbeitet. Diese werden durch die Modellierungen mit aktuelleren Daten des DHMs (aus dem Jahr 2000) kombiniert. Im Optimalfall weisen die Datenquellen geringere Differenzen des Aufnahmezeitpunktes auf.

6.2.2 Methoden

Logistische Regression

Die Logistische Regression ermöglicht deckungsgleich mit Brenning (2005); Ayalew and Yamagishi (2005); Gorsevski et al. (2006); Meusbürger et al. (2009); von Ruette et al. (2011) gute Resultate und robuste Modellierungen. Die Validierungsergebnisse sind zufriedenstellend sowohl bei der Aufteilung in Trainings- und Testpunkten als auch auf fremden Perimeter. Wie Brenning (2005) betont, ist die Logistische Regression ziemlich resistent gegen Overfitting.

Chalkias et al. (2011) bestätigen, dass die Beiträge einzelner Variablen in der Anfälligkeitsmodellierung nicht statisch, sondern in Raum und Zeit variieren. Dies macht die quantitative Anfälligkeitsmodellierung schwierig und komplex (Duan and Grant, 2000). Globale Modellierungsansätze missachten diese Nichtstationarität.

¹<http://www.bfs.admin.ch/bfs/portal/de/index/dienstleistungen/geostat/datenbeschreibung/waldmischungsgrad.parsys.0003.downloadList.00031.DownloadFile.tmp/dh404.pdf>

Geographically Weighted Regression

Die GWR stellt, im Gegensatz zu globalen Methoden, Informationen über die Variationen der Beiträge der Variablen bereit (Chalkias et al., 2011). Der Anwendungsbereich der GWR ist jedoch limitiert. Da die Anzahl der Pixel des Kernels, welche die Software verarbeiten kann, beschränkt ist auf 1'000, kann die Pixelzahl im Perimeter nicht unendlich gross sein. Das heisst, die Radien der Rutschungen müssen den Perimeter decken, damit nicht Pixel ausserhalb der Kernel falsch eingestuft werden. Dies war nur im Napfperimeter bei 25m-Auflösung der Fall. Für die Praxis bedeutet dies eine starke Einschränkung.

Weiter limitierend in der GWR Methode ist die Schwierigkeit, die Resultate mit einem unabhängigen Datensatz zu validieren. Da jeder Punkt eine eigene Regressionsgleichung aufweist, kann die Validierung nicht ohne Einschränkung mit den Testdaten vorgenommen werden. In diesem Fall wurde eine Interpolation vorgenommen, um flächendeckende Daten zu generieren, die an unabhängigen Testpunkten validiert werden können. Der Einfluss des Interpolationsalgorithmus kann nicht abgeschätzt werden. Dies mindert die Aussagekraft der getätigten Validierungen mit unabhängigen Trainings- und Testdaten.

Die Resultate offenbaren, dass die Ergebnisse der GWR Anfälligkeiten überschätzen auf Hängen, die in Vergangenheit bereits gerutscht sind. Von Rutschungen bis anhin verschont gebliebene Hänge werden von der GWR tendenziell als unanfällig eingeschätzt. Die GWR ist, im Gegensatz zur Logistischen Regression, zu Overfitting geneigt. Da das Ziel der Modellierungen auch die Erkennung von Anfälligkeit an Hängen ohne Rutschungsvergangenheit beinhaltet, sind die Modellergebnisse in Bezug auf die Anfälligkeitsmodellierungen weniger geeignet.

Trotzdem ist die GWR als begleitendes Verfahren einer Rutschungsanalyse sinnvoll. Die Erkenntnisse über die Nichtstationarität der erklärenden Variablen sind wertvoll für die gesamtheitliche Betrachtung des Modellierungsvorganges (Chalkias et al., 2011). Diese Erkenntnisse zeigen auch Schwachpunkte auf von globalen Regressionsmodellen wie die Logistische Regression. Konsequenterweise braucht es eine kritische Betrachtung dieser Methoden, was eine genauere Auseinandersetzung mit der Methodik mit sich zieht.

Übertragung von Regressionsgleichungen

Da die Inventardaten sehr variabel sind, ist deren Interpretation und Übertragung auf andere Perimeter ein schwieriges Unterfangen und benötigt Expertenwissen (Rickli et al., 2009). In dieser Arbeit konnte bestätigt werden, dass die Übertragung funktioniert, wenn (1) der Perimeter in der Nähe des Ursprungsperimeters liegt, also die gleichen oder ähnliche geologische, topographische und hydrologische Bedingungen aufweist. Dazu muss (2) das Inventar der gleichen Quelle entspringen, das heisst mit dem gleichen Aufnahmeverfahren erhoben worden sein.

Die anderen Versuche in dieser Arbeit, Regressionsgleichungen zu übertragen, schlugen fehl. Über den Grund dafür kann leider nur spekuliert werden. Einerseits kann es sein, dass eine Hinaufskalierung nicht funktioniert. Es kann sein, dass die unterschiedlichen Inventarquellen nicht vergleichbar sind. Weiter kann die Ursache darin liegen, dass die Umweltbedingungen in den Perimetern mit einiger Distanz dazwischen zu stark differieren. Die Höhenlage, Bodentyp und Vegetationszusammensetzung weisen eventuell zu grosse Differenzen auf. Möglicherweise sind die unterschiedlichen Auslösefaktoren ausschlaggebend, von welchen die Perimeter geprägt werden. Die Rutschungen des Napfperimeters sind allesamt auf ein Regenereignis zurückzuführen während die Rutschungen aus Trub und Grindelwald von unterschiedlichen und auch zeitlich variierenden Auslösefaktoren bedingt wurden. Letztens kann auch für möglich gehalten werden, dass die Variablenkombination, die in einem Perimeter zu Rutschungen führte, schlichtweg in einem anderen Gebiet nicht gültig ist.

Validierung

Die ROC ist in der Validierung von Anfälligkeitsmodellen weit verbreitet und etabliert (Brenning, 2005; Gorsevski et al., 2006; Meusburger et al., 2009; von Ruette et al., 2011). Die AUC-Methode gilt zurzeit als Standardmethode in der Beurteilung von Vorhersagemodellen (Lobo et al., 2008). Einige Schwachpunkte des AUC-Masses sind jedoch existent. Die AUC enthält keine Angaben zur räumlichen Verteilung von Ungenauigkeiten der Modellschätzungen. Die fälschliche Nichtberücksichtigung oder die fälschliche Berücksichtigung (falsch negativ und falsch positiv) werden von der AUC gleich behandelt. Weiter bestimmt die Grösse des Untersuchungsgebietes die Rate der richtig klassierten Absenzen von Rutschungen und beeinflusst somit den AUC-Wert (Lobo et al., 2008). Dies könnte durch eine ausgeglichene Zahl von Rutschungs- und Nichtrutschungspixel gesteuert werden. Abgesehen von diesen Einschränkungen kann die AUC-Methode als zuverlässiges Mass betrachtet werden, das ohne Festlegung von Schwellenwerten auskommt.

Die Notwendigkeit einer Aufteilung in Trainings- und Testdaten im Validierungsprozess wird durch diese Arbeit unterstrichen. In Einklang mit Chung and Fabbri (2003); Beguería (2006b); Vorpahl et al. (2012) werden durch die Verwendung der gleichen Datenpunkte für das Training als auch für die Testphase zu hohe Validierungswerte erzielt. Zudem kann das Phänomen des Overfittings, wie dies bei der GWR zutage trat, nicht aufgedeckt und nachvollzogen werden.

Auch die Validierung bietet keine abschliessende Einsicht in die Fähigkeit des Modells, neue oder künftige Rutschungen vorherzusehen. Diese Fähigkeit wird durch jede Modellierung der Rutschungsanfälligkeit angestrebt (Chung and Fabbri, 2003; Guzzetti et al., 2006). Um die tatsächliche Tauglichkeit eines Modells zu überprüfen, müssen die künftigen Rutschungen abgewartet und mit den Modellvorhersagen verglichen werden. Dies könnte jedoch auch durch eine zeitbasierte

Datenpartition simuliert werden.

Wahl der Auflösung

Für die Bewertung der langfristigen Verteilung flachgründiger Rutschungen, ist die “perfekte” DHM Auflösung nicht vorhanden, da keine Auflösung, auch für einen kleinen Untersuchungsbe- reich, die Dimensionen aller möglichen Hangrutschungen in Raum und Zeit repräsentiert (Claes- sens et al., 2005). Trotzdem konnte für den Napfperimeter mit relativ klaren Ergebnissen festge- stellt werden, dass die 10m-Auflösung die besten Ergebnisse liefert. Das Ergebnis deckt sich mit den Erkenntnissen von Tarolli and Tarboton (2006). Bei den von ihnen untersuchten Ereignissen scheint auch die 10m-Auflösung einem natürlichen Massstab zu entsprechen (Tarolli and Tarbo- ton, 2006).

Der 25m-Auflösung widerspricht, dass die kartierten Rutschungen kleinere Massstäbe haben als die Pixelgrösse. Einer hohen Auflösung von 2m hingegen wird möglicherweise zum Verhängnis, dass wenig Rohdatenpunkte pro Zelle vorhanden sind. Das bedeutet, dass potentielle Aufnah- meungenauigkeiten einen direkten Einfluss haben. Eine Mittelung durch das Aggregieren von Pixel mindert die Auswirkungen einzelner Fehler oder Ungenauigkeiten im Höhenmodell. Bei Auflösungen unter 10m können sich beispielsweise kleine Fehler bei der Neigungsbestimmung einschleichen, welche die Anzahl falsch eingestufte Rutschungen erhöht. Die folglich geringe- re Erfolgsquote der Schätzungsrate kann schlussendlich darüber bestimmen, inwiefern sich eine Auflösung eignet oder nicht (Tarolli and Tarboton, 2006).

Wie Lee et al. (2004); Tarolli and Tarboton (2006); Tian et al. (2008); Mancini et al. (2010) feststellen und wie in dieser Arbeit hervorgebracht wurde, führt eine höhere Auflösung nicht zwangsläufig zu einer besseren Genauigkeit der Anfälligkeitsmodellierungen von Rutschungen. Es kann sogar festgehalten werden, dass zu hochaufgelöste Hintergrunddaten die Vorhersagelei- stung der Modelle schmälern können. Ein sinnvoller Kompromiss zwischen Auflösungsgrad und Genauigkeit ist übereinstimmend mit Tarolli and Tarboton (2006) zielführend.

In einer Folgeuntersuchung müsste analysiert werden, ob dieser Zusammenhang auch auf anderen Perimetern ausgemacht werden kann. Zudem bleibt es zu untersuchen, welcher Rutschungstyp durch welche Auflösung am genauesten repräsentiert wird.

Visualisierung der Anfälligkeitskarten

Die Darstellungen der Anfälligkeitskarten werden verschiedentlich generiert. Ayalew and Yama- gishi (2005) nennen Klassifikationsmethoden wie *Quantiles*, *Natural Breaks*, *Equal Intervals* und *Standard Deviations*, die dafür in Frage kommen. Normalerweise fällt die Wahl der Klassifikati- onsmethode durch die Histogrammverteilung der Anfälligkeitswahrscheinlichkeiten. Chung and

Fabbri (2003) vergleichen die Equal-Interval Methode mit dem Quantile-Ansatz. Besteht die Absicht, zwei Methoden mit unterschiedlichen Histogrammen zu vergleichen, argumentieren Chung and Fabbri (2003), dass die Quantile-Klassierung im Gegensatz zu Equal Interval Vorteile besitzt. Die Anzahl Pixel einer Klasse sind gleich und somit wird die relative Anfälligkeit bewahrt. Diese Methode impliziert, dass die Einstufung wichtiger ist als die ursprünglichen Werte der Anfälligkeit. Deshalb bevorzugen die Autoren die Quantile-Klassifizierung. Ayalew and Yamagishi (2005) hingegen heben den Nachteil der Quantile Klassierung hervor, dass Werte mit grossen Unterschieden in eine Klasse fallen.

Über die Anzahl Klassen, in welche die Anfälligkeitswerte gestuft werden, herrschen in der Literatur grosse Unterschiede: von drei (Erener and Düzgün, 2010) bis zehn Klassen (Lee et al., 2004) ist alles anzutreffen. In dieser Arbeit wurde analog zu Ayalew and Yamagishi (2005) und Pradhan (2012) mit fünf Anfälligkeitsstufen gearbeitet. Dieser Kompromiss zwischen vielen und wenig gut unterscheidbaren und wenigen dafür gut unterscheidbaren Klassen wurde auf fünf Klassen reduziert.

6.3 Forschungsfragen und ihre Antworten

Aufgrund der diskutierten Themen werden die Forschungsfragen erneut aufgegriffen. Die Aussagen aus der Diskussion führen zu folgenden Beantwortungen der eingangs aufgestellten Forschungsfragen:

I. Welche Variablen beeinflussen in den gegebenen Perimetern die Anfälligkeit auf flachgründige Rutschungen?

Wir haben gesehen, dass die Einflüsse der Variablen je nach Auflösung und Perimeter unterschiedlich sind. Dennoch sind einige Variablen permanent wichtig. Als wichtigste kann die Hangneigung erwähnt werden. Ihr Einfluss ist in allen Perimetern am grössten. Weiter ist die Plankurvatur für die flachgründigen Rutschungen zentral. Die Kon- oder Divergenz ist im untersuchten Perimeter scheinbar wichtiger als die Profilkurvatur. Weiter ist der Topographic Wetness Index (TWI) ein wichtiger Bestandteil des Modells. Wobei weder sehr hohe noch tiefe Werte massgebend sind, sondern dazwischenliegende Werte in Zusammenhang mit Rutschungen gebracht werden können. Die Rutschungen treten vermehrt auf Hängen auf, deren topographisches Potential zur Wasserakkumulation nicht zu klein sein darf (Trockenheit) aber auch nicht zu gross (Vernässung und Wasserakkumulation in abgeflachten Terrain). Zuletzt ist der Einfluss der Bewuchshöhe zu nennen. Die Einwirkung dieser Variable ist jedoch je nach Auflösung unterschiedlich signifikant. Bei der Bewuchshöhe ist eher der Durchwurzelungsraum, der mit der Bewuchshöhe korreliert, entscheidend für die Stabilität des Untergrunds.

II. Welche Auflösung repräsentiert den Prozess flachgründiger Rutschungen am treffendsten?

Die Untersuchungen im Napfperimeter ergaben, dass die besten Resultate durch die 10m-Auflösung erzielt wurden. Diese Gitterweite repräsentiert die Grösse, in denen sich die Prozesse der flachgründigen Rutschungen abspielen, am präzisesten.

III. Können morphometrisch hergeleitete Indizes eine Verbesserung der Modellvorhersagen hervorrufen?

Die Indizes, die aus dem DHM abgeleitet wurden, können als deutliche Verbesserung der Modelle angesehen werden. Neben den üblichen Ableitungen wie Neigung, Plan-, Profilkurvatur und Exposition sind die morphometrischen Indizes (TWI und TPI) wichtig für die Modellergebnisse. Vor allem der Einfluss des TWI ist von grosser Bedeutung.

IV. Kann ein alternativer Neigungsalgorithmus die Modellgenauigkeit steigern?

Der Neigungsalgorithmus nach Corripio (2003) hat in den Modellen einen geringen Einfluss. In den 10m- und 25m-Auflösungen konnten die Modellvorhersage nicht gesteigert werden. Nur minime Verbesserungen wurden in der 2m-Auflösung hervorgebracht. Aber die Unterschiede sind nicht signifikant.

V. Kann durch den Einbezug der räumlichen Nichtstationarität der Variablen mittels GWR eine Erhöhung der Genauigkeit der Vorhersage erzielt werden?

Die Methode der GWR wurde im Napf bei der 25m-Auflösung angewandt. Dabei sind widersprüchliche Validierungsergebnisse entstanden. Wurden alle Punkte zur Validierung verwendet, konnten signifikant bessere Ergebnisse im Vergleich mit der Logistischen Regression nachgewiesen werden. Wurde allerdings die Validierung mit Trainings- und Testdaten durchgeführt, kann die GWR keine besseren Resultate liefern als die Logistische Regression. Dieser Zusammenhang deutet darauf hin, dass Overfitting ein Problem der GWR darstellt.

VI. Können die Modelle im kleinen Perimeter mit denen von regionaler Skalierung verglichen werden?

Die Übertragung vom Napfperimeter 2002 auf den von 2005 erzielt *gute* Validierungsergebnisse (AUC von 0.794). Werden die lokalen Regressionen auf die regionalen Perimeter (Trub und Grindelwald) übertragen, kommen ungenügende AUC-Werte zustande. Ob dies an den unterschiedlichen Inventaren liegt oder ob die Übertragung aus anderen Gründen nicht funktioniert, bleibt weiterhin ungewiss.

7 | Schlussfolgerung

Im Schlusskapitel werden die erreichten Punkte zusammengefasst erwähnt, um anschliessend die Erkenntnisse daraus zu ziehen. Zum Schluss wird ein Ausblick präsentiert, der Vorschläge für künftige Forschungsprojekte thematisiert.

7.1 Erreichtes

Das Ziel dieser Arbeit war die Erforschung der Rutschungsanfälligkeit und wie sie durch erklärende Variablen geschätzt werden kann. Die zwei zur Verfügung stehenden Inventare wurden statistisch untersucht und durch lokale und globale Regressionen in Zusammenhang mit Variablen gebracht. Dadurch wurden Schlüsselvariablen der Rutschungsanfälligkeit gesucht. Weiter wurden unterschiedliche Auflösungen der Hintergrunddaten (2m, 10m und 25m) und ihre Auswirkung auf die Modellergebnisse getestet. In einem zusätzlichen Schritt wurden lokale Regressionsmodelle auf ihre Tauglichkeit überprüft. Die Übertragbarkeit der Kalibrierung auf andere Perimeter war ebenfalls Gegenstand der Untersuchung.

- Der Forschungsstand der Rutschungsmodellierung mit Fokus auf die statistische Modellierung wurde aufgezeigt.
- Verschiedene erklärende Variablen wurden aus dem DHM, den Boden- und Walddaten auf drei Auflösungsstufen extrahiert. Diese wurden zu einem statistischen Modell der Hangrutschanfälligkeit kombiniert.
- Neben dem in ArcGIS implementierten Neigungsalgorithmus wurde ein alternativer, vektorieller Algorithmus in Python geschrieben und in das Modell eingebunden.
- Die Logistische Regression und Geographically Weighted Regression wurden auf demselben Perimeter angewandt und miteinander verglichen.

- Die Regressionsgleichungen wurden von lokalen Perimetern auf andere lokale und regionale Perimeter übertragen.
- Die Ergebnisse wurden mit ROC-Kurven schwellenwertunabhängig validiert. Dadurch wurden Einblicke in die Vorhersageleistung der verschiedenen Auflösungen und Methoden ermöglicht.

7.2 Erkenntnisse

Die Ergebnisse legen nahe, dass die *Hangneigung* die wichtigste beeinflussende Variable in der statistischen Rutschungsanfälligkeitsuntersuchung ist. Die 10m-Auflösung verspricht die besten Validierungsergebnisse und liefert stabile Modellierungen. Es wurde festgestellt, dass die lokalen Regressionsmodelle nur bedingt einsetzbar sind in der Rutschungsanfälligkeit. Sie vermögen zwar geclusterte Rutschungsauftritten gut vorherzusehen, Rutschungen mit grossen Distanzen zueinander werden jedoch schlecht eingeschätzt. Ausserdem ist die GWR im Gegensatz zu globalen Regressionsmodellen nicht auf andere Perimeter übertragbar. Die Logistische Regression liefert robuste Modellierungen, mit vielversprechenden Validierungsergebnissen und ist übertragbar auf umgebungsnahe Perimeter, vorausgesetzt die Datenquelle des Inventars ist dieselbe.

- Durch das Anwenden angemessener Modellierungsmethoden kann die Rutschungsanfälligkeit (mit hoher Genauigkeit) modelliert werden. Mit Brenning (2005) übereinstimmend wurde festgestellt, dass die Logistische Regression eine adäquate Methode für Rutschungsanfälligkeit darstellt. Die Logistische Regression kann als zuverlässige und robuste Methode eingestuft werden, die wenig anfällig auf Overfitting ist.
- Unterschiede in der Eignung verschiedener Auflösungen sind aufgedeckt worden, wobei die 10m-Auflösung für die in dieser Arbeit abgedeckten Rutschprozesse am besten geeignet ist. Diese Rasterweite scheint die Prozesse der flachgründigen Rutschung genauer zu widerspiegeln als die 2m- oder 25m-Auflösungen.
- Informative erklärende Variablen wurden identifiziert und sind eingebunden worden, unter denen vor allem die *Hangneigung* unverzichtbar ist. In Übereinstimmung mit Ayalew and Yamagishi (2005); Rickli et al. (2009); Mancini et al. (2010); Vorpahl et al. (2012) ist Hangneigung die wichtigste kontrollierende Variable für Rutschungen in statistischen Anfälligkeitsmodellierungen. Dabei ist erkenntlich geworden, dass Neigung nicht gleichzusetzen ist mit Anfälligkeit. Die Anfälligkeit ist ebenfalls abhängig von Bodentiefe, die ab einer gewissen Steilheit (ca. 45°) wieder abnimmt (Rickli et al., 2009). Weitere Variablen die in den untersuchten Perimetern massgebend sind, sind *Plankurvatur*, *TWI* oder *Bewuchshöhe*.

- Alle Variablen sind einer räumlichen Nichtstationarität unterworfen. Wobei Unterschiede zwischen leichter Nichtstationarität (bei Hangneigung) und stärkerer Nichtstationarität (beispielsweise bei Plankurvatur) ausgemacht werden konnten.
- Die Aufnahmeart der Inventare ist entscheidend für die Modellierung. Die Wichtigkeit der Inventarqualität konnte erfahren und festgestellt werden.
- Die Logistische Regression stellt eine robuste Methode dar, die mit Trainings- und Validierungsdaten gute Resultate erzielt. Auch auf einem ortsnahen Perimeter erreicht die Übertragung der Regressionsgleichung aus der Logistischen Regression sehr gute Resultate.
- Die GWR ist eine wertvolle ergänzende Methode, die als unterstützende Methode herbeigezogen werden kann. Die Methode ist vor allem geeignet um räumliche Muster und Nichtstationarität in den Daten aufzudecken. Als Schätzungsmethode gewichtet die GWR die Clusterungen der Rutschungen zu stark. Das führt dazu, dass Hänge mit Rutschungsvergangenheit in ihrer Anfälligkeit überschätzt werden.
- Die Übertragbarkeit einer lokal kalibrierten Regressionsgleichung auf einen nahen Perimeter, mit ähnlichen Boden- und Vegetationseigenschaften, funktioniert und liefert zufriedenstellende Resultate. Die Übertragung auf einen Perimeter mit anderem Inventar im Hintergrund oder mit stark unähnlicher Topographie hingegen kann nicht erfolgreich vollzogen werden.
- Die Validierung ist einer der wichtigsten Schritte der Anfälligkeitskartierung. Verschiedene Herangehensweisen zu vollziehen liefert zusätzliche Einsicht in die Modellergebnisse. Die Validierung mit allen Datenpunkten, nur mit den Testpunkten und mit Punkten auf einem fremden Perimeter generieren unterschiedliche Resultate. Dadurch kann aufgedeckt werden, welche Methoden zu Overfitting neigen und welche robuste, konstant hohe Validierungsergebnisse erzielen.

7.3 Ausblick

In Anbetracht ändernder klimatischen Bedingungen und agrarwirtschaftlichen Veränderungen steigt die Wichtigkeit der Anfälligkeitskartierung (Meusburger et al., 2009). Wie das BAFU (2009) aufzeigt, sind im Zuge des Klimawandels mit zunehmenden meteorologischen Extremereignissen zu rechnen. Dies bedeutet eine Zunahme von Starkniederschlägen und Winterniederschlägen in Form von Regen statt Schnee als auch Gletscherrückzüge mit auftauenden Per-

mafrostböden. Deshalb ist in Zukunft vermehrtes Auftreten von Rutschprozessen zu erwarten (BAFU, 2009). Unter diesem Gesichtspunkt wird zum Schluss ein Ausblick mit Vorschlägen und Empfehlungen für zukünftige Forschung gegeben.

Als Möglichkeit wird vorgeschlagen, die Inventarisierung von Rutschungen mit hoher Genauigkeit durchzuführen, in dem beispielsweise unterschieden wird zwischen flach-, mittel- und tiefgründigen Rutschungen. Eine Unterteilung der Rutschungen in Initiation-, Transport- und Depositionszonen ist wünschenswert. Die Ergebnisse haben gezeigt, dass nicht unbedingt eine höhere Auflösung des DHMs bessere Modellergebnisse herbeiführt, sondern dass vielmehr die Qualität und Konsistenz des Inventars hierfür entscheidend sind. Die Erkenntnisse dieser Arbeit offenbaren, dass auch die Wahl der Auflösung einen wesentlichen Einfluss hat auf die Anfälligkeitswerte. Die Effekte verschiedener Auflösungen bedarf genauerer Untersuchungen.

Die Ergebnisse haben gezeigt, dass es für Folgeuntersuchungen zu empfehlen ist, bei Datenlimitationen auf DHM-extrahierte Indizes zurückzugreifen. Trotzdem braucht es detailliertere räumliche Informationen über den Boden, um bessere Anfälligkeitseinschätzungen vorzunehmen.

Zukünftig sind weitere Untersuchungen über das Potential der GWR als unterstützende Methode in der Anfälligkeitsmodellierung vonnöten. Neben der GWR existieren zahlreiche weitere Verfahren, die räumlich gewichtete Regressionen zulassen. Das Potential anderer räumlicher Regressionsmodelle gilt es nach wie vor für die Rutschungsmodellierung zu untersuchen. Dabei sollte vor allem der Validierung mit unabhängigen Testdaten Beachtung geschenkt werden. Wie aus der Diskussion hervorgeht, haftet auch an den Validierungen mit unabhängigen Testdaten der Schätzungscharakter. Deshalb sind Validierungen mit einer zeitbasierten Datenpartition vorzuschlagen. Dies würde eine Modellierung erlauben, die mit tatsächlichen Rutschungen verifiziert werden können, welche nach den Trainingsereignissen eintraten. Spannend wäre, die Anfälligkeitskarten mit realen, neuen Rutschungen zu analysieren und zu vergleichen.

Um die Zusammenhänge zwischen den Rutschungen und den Variablen besser zu verstehen sind physikalische, kleinskalige Untersuchungen notwendig. Diese können, wie beispielsweise im Rahmen des NFP 68, in einem Labor mit einem Scherapparat durchgeführt werden. Die Ergebnisse dieser Versuche helfen, das Verständnis der physikalischen Eigenschaften zu erweitern, die zu Rutschungen führen können. Insofern stützen die Erkenntnisse aus physikalischen Untersuchungen die GIS-basierten Arbeiten und finden darin Anwendung. Abschliessend lässt sich sagen, dass ein Vorhersage-Modell, wie es Gegenstand dieser Untersuchung war, nicht imstande ist, alle komplexen, zeit-abhängigen Prozesse von Rutschungen abzubilden. Trotzdem lässt sich dadurch eine Einteilung vornehmen in geringe bis sehr grosse Anfälligkeit auf flachgründige Rutschungen. Dieses Kenntnis ist in Kombination mit den Ergebnissen physikalischer Untersuchungen und Expertenwissen sehr wertvoll und kann bei Landnutzungsentscheidungen beigezogen werden.

Literaturverzeichnis

- Aleotti, P. and Chowdhury, R. (1999). Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 58(1):21–44.
- Atkinson, P. and Massari, R. (1998). Generalised linear modelling of susceptibility to landsliding in the central Apennines, Italy. *Computers & Geosciences*, 24(4):373–385.
- Ayalew, L. and Yamagishi, H. (2005). The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology*, 65(1):15–31.
- Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W., Weiber, R., et al. (2006). *Multivariate Analysemethoden: eine anwendungsorientierte Einführung*, volume 11. Springer Berlin.
- Beguería, S. (2006a). Changes in land cover and shallow landslide activity: a case study in the Spanish Pyrenees. *Geomorphology*, 74(1):196–206.
- Beguería, S. (2006b). Validation and evaluation of predictive models in hazard assessment and risk management. *Natural Hazards*, 37(3):315–329.
- Bisanti, B., Molnar, P., and Burlando, P. (2005). Predicting rainfall triggered soil slips: a case study in the Emmental region (Switzerland). *Water Resources Research*, 36(7):1897–1910.
- Brenning, A. (2005). Spatial prediction models for landslide hazards: review, comparison and evaluation. *Natural Hazards and Earth System Science*, 5(6):853–862.
- Burrough, P. A., McDonnell, R., Burrough, P. A., and McDonnell, R. (1998). *Principles of geographical information systems*, volume 333. Oxford university press Oxford.
- Chalkias, C., Kalogirou, S., and Ferentinou, M. (2011). Global and local statistical modeling for landslide susceptibility assessment. A comparative analysis. In *Proceedings of the 17th European Colloquium on Quantitative and Theoretical Geography, Harokopio University, Athens, Greece*, pages 2–5.
- Chalkias, C., Kalogirou, S., and Ferentinou, M. (2014). Landslide susceptibility, Peloponnese Peninsula in South Greece. *Journal of Maps*, 10(2):211–222.
- Chang, K.-T., Chiang, S.-H., and Hsu, M.-L. (2007). Modeling typhoon-and earthquake-induced landslides in a mountainous watershed using logistic regression. *Geomorphology*, 89(3):335–347.
- Charlton, M., Fotheringham, S., and Brunson, C. (2009). Geographically weighted regression. *White paper. National Centre for Geocomputation. National University of Ireland Maynooth*.

- Chu, H.-J. (2012). Assessing the relationships between elevation and extreme precipitation with various durations in southern Taiwan using spatial regression models. *Hydrological Processes*, 26(21):3174–3181.
- Chung, C.-J. F. and Fabbri, A. G. (2003). Validation of spatial prediction models for landslide hazard mapping. *Natural Hazards*, 30(3):451–472.
- Claessens, L., Heuvelink, G., Schoorl, J., and Veldkamp, A. (2005). DEM resolution effects on shallow landslide hazard and soil redistribution modelling. *Earth Surface Processes and Landforms*, 30(4):461–477.
- Corripio, J. G. (2003). Vectorial algebra algorithms for calculating terrain parameters from DEMs and solar radiation modelling in mountainous terrain. *International Journal of Geographical Information Science*, 17(1):1–23.
- Cruden, D. M. and Varnes, D. J. (1996). Landslide types and processes. *Landslides: investigation and mitigation*, 247:36–75.
- Dai, F. and Lee, C. (2002). Landslide characteristics and slope instability modeling using GIS, Lantau Island, Hong Kong. *Geomorphology*, 42(3):213–228.
- De Reu, J., Bourgeois, J., Bats, M., Zwertvaegher, A., Gelorini, V., De Smedt, P., Chu, W., Antrop, M., De Maeyer, P., Finke, P., et al. (2012). Application of the topographic position index to heterogeneous landscapes. *Geomorphology*.
- Deumlich, D., Schmidt, R., and Sommer, M. (2010). A multiscale soil–landform relationship in the glacial-drift area based on digital terrain analysis and soil attributes. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 173(6):843–851.
- Duan, J. and Grant, G. E. (2000). Shallow landslide delineation for steep forest watersheds based on topographic attributes and probability analysis. *Terrain Analysis: Principles and Applications*, pages 311–329.
- Egli, T. (2005). Wegleitung Objektschutz gegen gravitative Naturgefahren. Technical report, Vereinigung kantonaler Feuerversicherungen, Bern.
- Erdoğan, S. (2010). Modelling the spatial distribution of DEM error with geographically weighted regression: An experimental study. *Computers & Geosciences*, 36(1):34–43.
- Erener, A. and Düzgün, H. S. B. (2010). Improvement of statistical landslide susceptibility mapping by using spatial and global regression methods in the case of More and Romsdal (Norway). *Landslides*, 7(1):55–68.
- Erener, a. and Düzgün, H. S. B. (2011). Landslide susceptibility assessment: what are the effects of mapping unit and mapping method? *Environmental Earth Sciences*, 66(3):859–877.
- Florinsky, I. V. (1998). Combined analysis of digital terrain models and remotely sensed data in landscape investigations. *Progress in Physical Geography*, 22(1):33–60.
- Fotheringham, A. S., Brunson, C., and Charlton, M. (2003). *Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships*. Wiley. com.
- Glade, T., Anderson, M., and Crozier, M. J. (2005). *Landslide hazard and risk*. Wiley Online Library.

- Gorsevski, P. V., Gessler, P. E., Foltz, R. B., and Elliot, W. J. (2006). Spatial prediction of landslide hazard using logistic regression and ROC analysis. *Transactions in GIS*, 10(3):395–415.
- Gruber, S. and Peckham, S. (2009). Land-surface parameters and objects in hydrology. *Geomorphometry: concepts, software, applications*, pages 293–308.
- Guzzetti, F., Reichenbach, P., Ardizzone, F., Cardinali, M., and Galli, M. (2006). Estimating the quality of landslide susceptibility models. *Geomorphology*, 81(1):166–184.
- Guzzetti, F., Reichenbach, P., Cardinali, M., Galli, M., and Ardizzone, F. (2005). Probabilistic landslide hazard assessment at the basin scale. *Geomorphology*, 72(1):272–299.
- Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., and Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression*. Wiley.com.
- Iverson, R. M. (2000). Landslide triggering by rain infiltration. *Water resources research*, 36(7):1897–1910.
- Jenson, S. and Domingue, J. (1988). Extracting topographic structure from digital elevation data for geographic information system analysis. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 54(11):1593–1600.
- Jiménez-Perálvarez, J., Irigaray, C., El Hamdouni, R., and Chacón, J. (2009). Building models for automatic landslide-susceptibility analysis, mapping and validation in ArcGIS. *Natural hazards*, 50(3):571–590.
- Larsen, I. J., Montgomery, D. R., and Korup, O. (2010). Landslide erosion controlled by hillslope material. *Nature Geoscience*, 3(4):247–251.
- Lee, S. (2005). Application of logistic regression model and its validation for landslide susceptibility mapping using GIS and remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing*, 26(7):1477–1491.
- Lee, S., Choi, J., and Woo, I. (2004). The effect of spatial resolution on the accuracy of landslide susceptibility mapping: a case study in Boun, Korea. *Geosciences Journal*, 8(1):51–60.
- Lee, S. and Min, K. (2001). Statistical analysis of landslide susceptibility at Yongin, Korea. *Environmental Geology*, 40(9):1095–1113.
- Lobo, J. M., Jiménez-Valverde, A., and Real, R. (2008). AUC: a misleading measure of the performance of predictive distribution models. *Global ecology and Biogeography*, 17(2):145–151.
- Magliulo, P., Di Lisio, A., Russo, F., and Zelano, A. (2008). Geomorphology and landslide susceptibility assessment using GIS and bivariate statistics: a case study in southern Italy. *Natural Hazards*, 47(3):411–435.
- Malamud, B. D., Turcotte, D. L., Guzzetti, F., and Reichenbach, P. (2004). Landslide inventories and their statistical properties. *Earth Surface Processes and Landforms*, 29(6):687–711.
- Mancini, F., Ceppi, C., and Ritrovato, G. (2010). GIS and statistical analysis for landslide susceptibility mapping in the Daunia area, Italy. *Natural Hazards and Earth System Science*, 10(9):1851–1864.

- Mayer, K. and Poschinger, A. v. (2005). Final Report and Guidelines: Mitigation of Hydro-Geological Risk in Alpine Catchments, “CatchRisk”. *Work Package, 2*.
- Menno-Jan, K., Kimberling, A., Buckley, A., Muehrcke, P., and Muehrcke, J. (2013). Map use: reading, analysis, interpretation. *Cartography and Geographic Information Science*, 40(1):53–54.
- Meusburger, K., Alewell, C., et al. (2009). On the influence of temporal change on the validity of landslide susceptibility maps. *Nat Hazards Earth Syst Sci*, 9:1495–1507.
- Montgomery, D. R. and Dietrich, W. E. (1994). A physically based model for the topographic control on shallow landsliding. *Water resources research*, 30(4):1153–1171.
- Moran, P. A. (1950). Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 37(1/2):17–23.
- Noverraz, F. and Bonnard, C. (1990). *Mapping methodology of landslides and rockfalls in Switzerland*. Ecole polytechnique fédérale de Lausanne.
- Ohlmacher, G. C. and Davis, J. C. (2003). Using multiple logistic regression and GIS technology to predict landslide hazard in northeast Kansas, USA. *Engineering Geology*, 69(3):331–343.
- Oliver, M. A. and Webster, R. (1990). Kriging: a method of interpolation for geographical information systems. *International Journal of Geographical Information System*, 4(3):313–332.
- Overmars, K., De Koning, G., and Veldkamp, A. (2003). Spatial autocorrelation in multi-scale land use models. *Ecological Modelling*, 164(2):257–270.
- Paustenbach, D. J. (2002). *Human and ecological risk assessment: Theory and practice*. Wiley-Interscience.
- Pfister, J. J. (1984). *Grünlandgesellschaften, Pflanzenstandort und futterbauliche Nutzungsvarianten im montan-subalpinen Bereich*. PhD thesis, Diss. Naturwiss. ETH Zürich, Nr. 7491, 1984. Ref.: J. Nösberger; Korref.: H. Gujer, F. Klötzli.
- Pozdnoukhov, A., Matasci, G., Kanevski, M., and Purves, R. (2011). Spatio-temporal avalanche forecasting with Support Vector Machines. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 11(2):367–382.
- Pradhan, B. (2012). A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS. *Computers & Geosciences*.
- Qin, C.-Z., Zhu, A.-X., Pei, T., Li, B.-L., Scholten, T., Behrens, T., and Zhou, C.-H. (2011). An approach to computing topographic wetness index based on maximum downslope gradient. *Precision agriculture*, 12(1):32–43.
- R Development Core Team (2012). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0.
- Raetzo, H. and Rickli, C. (2005). Rutschungen. *Ereignisanalyse Hochwasser*, pages 195–210.
- Rickli, C., Bucher, H., Böll, A., and Raetzo, H. (2004). Untersuchungen zu oberflächennahen Rutschungen des Jahres 2002 im Napfgebiet und in Region Appenzell. *Bull. angew. Geol*, 9(1):37–49.

- Rickli, C., Graf, F., et al. (2009). Effects of forests on shallow landslides—case studies in Switzerland. *For. Snow Landsc. Res.*, 82(1):33–44.
- Rickli, C., Kamm, S., and Bucher, H. (2008). Ereignisanalyse Hochwasser 2005: Teilprojekt Flachgründige Rutschungen. *Projektbericht. WSL/BAFU*.
- Rickli, C., Zimmerli, P., and Böll, A. (2001). Effects of vegetation on shallow landslides: an analysis of the events of August 1997 in Sachseln, Switzerland. *Kühne, M.; Einstein, HH; Krauter, E.; Klapperich, H*, pages 575–585.
- Segoni, S., Rossi, G., and Catani, F. (2012). Improving basin scale shallow landslide modelling using reliable soil thickness maps. *Natural hazards*, 61(1):85–101.
- Süzen, M. L. and Doyuran, V. (2004). A comparison of the GIS based landslide susceptibility assessment methods: multivariate versus bivariate. *Environmental Geology*, 45(5):665–679.
- Tarolli, P. and Tarboton, D. (2006). A new method for determination of most likely landslide initiation points and the evaluation of digital terrain model scale in terrain stability mapping. *Hydrology & Earth System Sciences*, 10(5).
- Tian, Y., Xiao, C., Liu, Y., and Wu, L. (2008). Effects of raster resolution on landslide susceptibility mapping: A case study of Shenzhen. *Science in China Series E: Technological Sciences*, 51(2):188–198.
- Tobler, W. R. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic geography*, 46:234–240.
- Ulmer, M., Molnar, P., and Purves, R. (2009). Influence of DEM and soil property uncertainty on an Infinite Slope Stability Model. *Proceedings of Geomorphometry, Zürich, Switzerland*, pages 183–189.
- Van Asch, T. W., Buma, J., and Van Beek, L. (1999). A view on some hydrological triggering systems in landslides. *Geomorphology*, 30(1):25–32.
- Van Den Eeckhaut, M. and Hervás, J. (2012). State of the art of national landslide databases in Europe and their potential for assessing landslide susceptibility, hazard and risk. *Geomorphology*, 139:545–558.
- van Westen, C. J., Castellanos, E., and Kuriakose, S. L. (2008). Spatial data for landslide susceptibility, hazard, and vulnerability assessment: an overview. *Engineering geology*, 102(3):112–131.
- Varnes, D. J. (1984). Landslide hazard zonation: a review of principles and practice. *UNESCO, Paris, Natural Hazards*, 3(3):1–63.
- von Ruette, J., Papritz, A., Lehmann, P., Rickli, C., and Or, D. (2011). Spatial statistical modeling of shallow landslides—validating predictions for different landslide inventories and rainfall events. *Geomorphology*, 133(1):11–22.
- Vorpahl, P., Elsenbeer, H., Märker, M., and Schröder, B. (2012). How can statistical models help to determine driving factors of landslides? *Ecological Modelling*, 239:27–39.
- Yesilnacar, E. and Topal, T. (2005). Landslide susceptibility mapping: a comparison of logistic regression and neural networks methods in a medium scale study, Hendek region (Turkey). *Engineering Geology*, 79(3):251–266.

- Yilmaz, I. (2010). Comparison of landslide susceptibility mapping methodologies for Koyulhisar, Turkey: conditional probability, logistic regression, artificial neural networks, and support vector machine. *Environmental Earth Sciences*, 61(4):821–836.
- Zevenbergen, L. W. and Thorne, C. R. (1987). Quantitative analysis of land surface topography. *Earth surface processes and landforms*, 12(1):47–56.
- Zhao, Y. and Cen, Y. (2013). *Data Mining Applications with R*. Academic Press.

Anhang

Slope Algorithmus nach Corripio (2003):

```
import os, sys, traceback
import math
#import _utils as utl
import arcpy as ap
from arcpy import env
import numpy as np

ap.CheckOutExtension('Spatial')

env.workspace="H:\Documents\Napf_2m.gdb"
elevationRaster=ap.RasterToNumPyArray(ap.Raster("2m_elevation"))
slopeRaster=ap.RasterToNumPyArray(ap.Raster("2m_elevation"))

rows, cols = elevationRaster.shape
descRaster = ap.Describe(ap.Raster("2m_elevation"))
rasterCellSize = descRaster.meanCellHeight

def getNeighbours(row, col):
    n = 1 # nur direkte Nachbarn
    if (row - n) < 0:
        rowLow = 0
    else:
        rowLow = row - n
    if (row + n + 1) >= rows:
        rowHigh = rows
    else:
        rowHigh = row + n + 1
    if (col - n) < 0:
        colLow = 0
    else:
        colLow = col - n
    if (col + n + 1) >= cols:
        colHigh = cols
    else:
        colHigh = col + n + 1
```

```

        return (rowLow, rowHigh, colLow, colHigh)

dsc_sr = descRaster.spatialReference
dsc_ext = descRaster.extent
dsc_ll = ap.Point(dsc_ext.XMin,dsc_ext.YMin)

i=0
#slopeRaster=np.array
for col in xrange(0,cols-2):
    for row in xrange(0,rows-2):
        rowLow, rowHigh, colLow, colHigh=getNeighbours(row, col)
        value=elevationRaster[row,col]
        rechts=elevationRaster[row,colHigh]
        oben=elevationRaster[rowHigh,col]
        obenrechts=elevationRaster[rowHigh,colHigh]
        nx=0.5*rasterCellSize*(value-rechts+oben-obenrechts)
        ny=0.5*rasterCellSize*(value+rechts-oben-obenrechts)
        nz=rasterCellSize*rasterCellSize
        betrag=(nx*nx+ny*ny+nz*nz)**0.5
        nuz=nz/betrag
        slope=math.acos(nuz)
        grad=180*slope/3.14159265359
        slopeRaster[row,col]=grad
        #print grad
        #print i
        i=i+1
#name=str(rasterCellSize)
outputRaster = ap.NumPyArrayToRaster(slopeRaster, dsc_ll,
rasterCellSize, rasterCellSize)
ap.DefineProjection_management(outputRaster, dsc_sr)
outputRaster.save("H:\Documents\Napf_2m.gdb\corripio_slope")
#print elevationRaster
#print rows
#print cols

```

30.04.2014

Persönliche Erklärung:

Ich erkläre hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig verfasst und die den verwendeten Quellen wörtlich oder inhaltlich entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

Sergio Wicki